



TESIS - SS14 2501

***SMALL AREA ESTIMATION METODE SPATIAL
EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTOR
UNTUK ESTIMASI PERSENTASE WANITA USIA
SUBUR DENGAN FERTILITAS TINGGI
DI KABUPATEN MAMUJU DAN MAMUJU TENGAH***

AAN SETYAWAN
NRP 1314 201 702

DOSEN PEMBIMBING
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si.

PROGRAM MAGISTER
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016



TESIS - SS14 2501

**SMALL AREA ESTIMATION WITH SPATIAL
EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTOR
METHOD FOR ESTIMATING THE PERCENTAGE
OF WOMEN OF CHILDBEARING AGE WHO HAS
HIGH FERTILITY IN MAMUJU AND
MAMUJU TENGAH REGENCY**

AAN SETYAWAN
NRP 1314 201 702

SUPERVISOR
Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si.
Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si.

MAGISTER PROGRAM
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA
2016

**SMALL AREA ESTIMATION METODE SPATIAL EMPIRICAL
BEST LINEAR UNBIASED PREDICTOR UNTUK ESTIMASI
PERSENTASE WANITA USIA SUBUR DENGAN FERTILITAS TINGGI
DI KABUPATEN MAMUJU DAN MAMUJU TENGAH**

Tesis disusun untuk memenuhi salah satu syarat memperoleh gelar

Magister Sains (M.Si)

di

Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

AAN SETYAWAN

NRP 1314 201 702

Tanggal Ujian : 22 Januari 2016

Periode Wisuda : Maret 2016

Disetujui oleh :

1. Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
NIP 19600525 198803 2 001

(Pembimbing I)

2. Dr. Vita Ratnasari, S.Si, M.Si
NIP 19700910 199702 2 001

(Pembimbing II)

3. Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si
NIP 19650603 198903 1 003

(Penguji)

4. Santi Puteri Rahayu, M.Si, Ph.D
NIP 19750115 199903 2 003

(Penguji)

5. Dr. Heru Margono M.Sc
NIP 19610214 198312 1 001

(Penguji)



Direktur Program Pascasarjana

Prof. Ir. Djauhar Manfaat, M.Sc, Ph.D

NIP 19601202 198701 1 001

**SMALL AREA ESTIMATION
METODE SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTOR
UNTUK ESTIMASI PERSENTASE WANITA USIA SUBUR
DENGAN FERTILITAS TINGGI
DI KABUPATEN MAMUJU DAN MAMUJU TENGAH**

Nama Mahasiswa : Aan Setyawan
NRP : 1314 201 702
Pembimbing : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Co-Pembimbing : Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si

ABSTRAK

Hasil Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) 2012 mencatatkan Provinsi Sulawesi Barat sebagai provinsi dengan *total fertility rate* (TFR) tertinggi ketiga di Indonesia. TFR yang tinggi tentu akan berakibat pada tingginya laju pertumbuhan penduduk. Pertumbuhan penduduk yang tinggi akan menjadi masalah jika tidak diimbangi oleh daya dukung lingkungan dan kemampuan daerah dalam menyediakan fasilitas sosial. Penanganan tingkat fertilitas yang tinggi membutuhkan tersedianya data fertilitas yang *up to date* dan menjangkau level wilayah yang kecil agar kebijakan yang diambil pemerintah bisa tepat sasaran. Ketersediaan data tersebut menjadi lebih berat bagi kabupaten yang mengalami pemekaran, karena Badan Pusat Statistik (BPS) belum mampu mengakomodir adanya pemekaran wilayah pada tahun berjalan. Salah satu solusi untuk masalah tersebut adalah dengan menggunakan metode estimasi tidak langsung, yaitu *Small Area Estimation* (SAE). Salah satu metode dalam SAE adalah *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Estimator* (SEBLUP). Metode SEBLUP dengan prosedur *maximum likelihood* (ML) belum mempertimbangkan hilangnya derajat bebas akibat mengestimasi β sehingga diperkenalkanlah SEBLUP dengan prosedur *restricted maximum likelihood* (REML). Penelitian ini menggunakan SAE metode SEBLUP dengan prosedur REML untuk mendapatkan estimasi persentase WUS dengan fertilitas tinggi pada level desa di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah. Matriks penimbang spasial yang digunakan adalah *customized contiguity* berdasarkan etnis mayoritas yang mendiami desa dan kelurahan. Hasil dari penelitian ini SAE metode SEBLUP dengan prosedur REML menghasilkan nilai estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi level desa yang lebih baik dibandingkan dengan hasil estimasi langsung dan SEBLUP prosedur ML.

Kata Kunci: *customized contiguity*, fertilitas, SEBLUP, small area estimation

SMALL AREA ESTIMATION WITH SPATIAL EMPIRICAL BEST LINEAR UNBIASED PREDICTOR METHOD FOR ESTIMATING THE PERCENTAGE OF WOMEN OF CHILDBEARING AGE WHO HAS HIGH FERTILITY IN MAMUJU AND MAMUJU TENGAH REGENCY

By : Aan Setyawan
Student Identity Number : 1314 201 702
Supervisor : Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si
Co-Supervisor : Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si

ABSTRACT

Sulawesi Barat is the province with the third highest total fertility rate (TFR) in Indonesia, based on the result of SDKI 2012. High TFR will result in a high rate of population growth. High population growth will be a problem if it is not matched with the capacity of the environment and the region's ability to provide social facilities. Handling the high fertility requires the availability of current fertility data and available to a small area, so the policy that is taken by the government could be targeted. The availability of its data is becoming harder for new districts, because BPS has not been able to accommodate the expansion area of the current year. One of the solutions to such problems is to use indirect estimation method, that is *Small Area Estimation* (SAE). One method of SAE is Spatial Empirical Best Linear Unbiased Predictor (SEBLUP). SEBLUP method with maximum likelihood (ML) procedure does not consider the loss of degrees of freedom due to estimating β , this drawback motivates the use of the restricted maximum likelihood (REML) procedure. This study uses SEBLUP with REML procedure for estimating the percentage of woman of childbearing age who has high fertility at the village level in Mamuju and Mamuju Tengah regency. Spatial weighting matrix that is used in this study is customized contiguity based on the majority ethnic who live in a village. The result of this study indicates that SEBLUP with REML procedure has better estimate than SEBLUP with ML procedure and direct estimation.

Keywords: customized contiguity, fertility, SEBLUP, small area estimation

KATA PENGANTAR

Alhamdulillah, segala puji hanya milik Allah SWT, Dzat Yang Maha Esa, yang telah memberikan karunia dan limpahan rahmat kepada penulis, sehingga tesis yang berjudul ***“Small Area Estimation Metode Spatial Empirical Best Linear Unbiased Predictor Untuk Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah”*** dapat diselesaikan sesuai dengan waktu yang diharapkan.

Pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan yang setinggi-tingginya kepada

1. Badan Pusat Statistik (BPS) Republik Indonesia dan Kepala BPS Provinsi Sulawesi Barat beserta jajarannya, yang telah memberikan beasiswa serta kesempatan kepada penulis untuk melanjutkan studi program pascasarjana di ITS Surabaya, Bapak Markus Uda, S.E., selaku kepala BPS Kabupaten Mamuju atas izin dan semangat yang diberikan.
2. Ibu Dr. Dra. Ismaini Zain, M.Si., dan Ibu Dr. Vita Ratnasari, S.Si., M.Si., yang ditengah kesibukannya masih menyempatkan waktu untuk memberikan bimbingan dan arahan dalam penyusunan tesis ini.
3. Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si., Ibu Santi Puteri Rahayu, M.Si., Ph.D, dan Bapak Dr. Heru Margono, M.Sc., yang telah memberikan saran dan koreksi atas penulisan tesis ini.
4. Bapak Dr. Suhartono, M.Sc selaku Ketua Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
5. Bapak Prof. Dr. Drs. I Nyoman Budiantara, M.Si., sebagai dosen wali penulis yang banyak memberikan semangat dan dorongan selama belajar di jurusan Statistika ITS.
6. Bapak dan Ibu dosen jurusan Statistika ITS yang telah mencurahkan waktu dan pengalamannya selama proses studi.
7. Bapak dan Ibu di Kebumen serta Bapak dan Ibu di Sukabumi atas segala do'a dan dukungannya sehingga penulis berhasil menyelesaikan studi dengan baik.
8. Istriku tercinta, Bunda Nasywa, terima kasih atas segala pengorbanan, pengertian, do'a, dukungan dan cinta yang tak pernah berhenti. Anakku

tersayang, permata hati dan penyejuk jiwaku, Fulvyta Nasywa Mauliatuzzahra, do'a dan harapan terbaik selalu untukmu.

9. Teman-teman angkatan 8, MaBes members (Mas Ali sang komting, Mas Duto wakil komting, Bang Henri, Bang Rory), Mas Mur pembimbing spiritual, Mas Arip, Kak Zablin, Fatih, Santi, Yani, Dian, Mpih, Yanti, Mbak Widi, Mbak Nike, Mbak Nita, Mbak Afni, Maul, Vivin. Bersyukur dapat bertemu dengan teman-teman semua, semoga bisa bertemu lagi di lain kesempatan.
10. Satellite L635i, Yamaha Lexam AA6831ED, Eos 60d, Mie Sedap Goreng dan semua pihak yang telah membantu penyelesaian tesis ini.

Akhirnya, semoga segala kebaikan yang telah diberikan kepada penulis diberikan pahala yang tidak terputus dari Allah SWT. Penulis menyadari bahwa tesis ini masih jauh dari sempurna, oleh karena itu kritik dan saran yang bersifat membangun penulis harapkan demi kesempurnaan tesis ini. Semoga ilmu yang telah diperoleh menjadi barokah dan tesis ini dapat bermanfaat bagi sesama dan dapat menjadi sarana meraih ridho-Nya. Aamiin Ya Robbal 'Alamin.

Surabaya, Januari 2016

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN PENGESAHAN	i
ABSTRAK	iii
KATA PENGANTAR	vii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
BAB 1 PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang.....	1
1.2 Perumusan Masalah.....	7
1.3 Tujuan Penelitian.....	8
1.4 Manfaat Penelitian.....	8
1.5 Batasan Penelitian.....	8
BAB 2 TINJAUAN PUSTAKA	9
2.1 Small Area Estimation.....	9
2.1.1 <i>Spatial Empirical Best Liniear Unbiased Prediction</i>	12
2.1.1.1 Prosedur Estimasi.....	14
2.1.1.2 <i>Mean Square Error</i> dan Estimasinya.....	15
2.1.2 Matriks Pembobot Spasial.....	17
2.1.3 Uji Autokorelasi Spasial.....	19
2.1.4 Uji Anderson-Darling.....	21
2.2 Teori Fertilitas.....	21
2.2.1 Konsep Fertilitas.....	22
2.2.2 Keterkaitan Etnis dan Fertilitas.....	23
2.2.3 Pemilihan Variabel Penyerta.....	24

BAB 3 METODOLOGI PENELITIAN	29
3.1 Sumber Data.....	29
3.2 Variabel Penelitian.....	30
3.2.1 Variabel Respon.....	30
3.2.2 Variabel Penyerta.....	30
3.3 Tahapan Analisis Data.....	32
3.3.1 Estimasi Langsung Variabel Respon.....	32
3.3.2 Pemilihan Variabel Penyerta.....	33
3.3.3 Model SEBLUP.....	33
BAB 4 HASIL DAN PEMBAHASAN	37
4.1 Kajian Estimator SEBLUP Prosedur REML.....	37
4.2 Penerapan SEBLUP Prosedur REML.....	44
4.2.1 Estimasi Langsung.....	44
4.2.2 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial.....	46
4.2.3 Uji Autokorelasi.....	50
4.2.4 Koefisien Regresi dan Variabel Penyerta.....	51
4.2.4.1 Karakteristik Variabel Penyerta.....	51
4.2.4.2 Pemilihan Variabel Penyerta.....	53
4.2.5 Koefisien Autoregresif Spasial dan Varians Pengaruh Random.....	55
4.2.6 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa-Desa Observasi.....	56
4.2.7 Pengujian Asumsi Kenormalan.....	58
4.2.8 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa yang Tidak Mempunyai Sampel.....	59
4.2.9 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Tingkat Kabupaten.....	64
4.3 Penerapan Metode SEBLUP Prosedur ML untuk Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi.....	64

4.4	Perbandingan Hasil Estimasi Langsung, SEBLUP REML dan SEBLUP ML.....	65
4.4.1	Perbandingan pada Seluruh Desa.....	65
4.4.2	Perbandingan Desa Observasi.....	69
BAB 5 KESIMPULAN DAN SARAN.....		73
5.1	Kesimpulan.....	73
5.2	Saran.....	73
DAFTAR PUSTAKA.....		75
LAMPIRAN.....		81

DAFTAR GAMBAR

		Halaman
Gambar 2.1	Ringkasan Teknik dan Estimator dalam <i>Small Area Estimation</i>	10
Gambar 2.2	Ilustrasi <i>Contiguity</i>	18
Gambar 2.3	Faktor Non Demografi yang Mempengaruhi Fertilitas.....	25
Gambar 3.1	Peta Wilayah Administrasi Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.....	29
Gambar 3.2	Tahapan Analisis Data.....	35
Gambar 4.1	Persentase Etnis Utama yang Mendiami Desa di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.....	47
Gambar 4.2	Peta Persebaran Etnis pada Desa-Desa Observasi.....	47
Gambar 4.3	Pembentukan Matriks Pembobot Spasial Tipe <i>Customized Contiguity</i> Berdasarkan Etnis Utama yang Mendiami Desa.....	49
Gambar 4.4	Standarisasi Baris Pembobot <i>Customized Contiguity</i> Berdasarkan Etnis Utama yang Mendiami Desa.....	49
Gambar 4.5	<i>Moran's Scatter Plot</i> pada Angka Persentase wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi.....	50
Gambar 4.6	<i>Boxplot</i> Hasil Estimasi Langsung dan REML.....	57
Gambar 4.7	Peta Persebaran Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML.....	57
Gambar 4.8	Peta Persebaran Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Langsung.....	58
Gambar 4.9	<i>Probability Plot</i> dan Uji Normalitas Residual Menggunakan Uji Anderson-Darling.....	59
Gambar 4.10	Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP REML di Kabupaten Mamuju.....	67

Gambar 4.11	Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP ML di Kabupaten Mamuju.....	67
Gambar 4.12	Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP REML di Kabupaten Mamuju Tengah.....	68
Gambar 4.13	Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP ML di Kabupaten Mamuju Tengah.....	68
Gambar 4.14	<i>Boxplot</i> RRMSE antara Metode Estimasi Langsung, ML dan REML.....	71

DAFTAR TABEL

		Halaman
Tabel 4.1	Nilai Ringkasan Statistik Deskriptif Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi.....	45
Tabel 4.2	Banyaknya Desa-desa Observasi Berdasarkan Kategori Fertilitas dan Etnis.....	48
Tabel 4.3	Statistik Deskriptif Variabel Penyerta.....	52
Tabel 4.4	Nilai VIF Masing-masing Variabel Prediktor.....	52
Tabel 4.5	Estimasi Koefisien Regresi dengan Sembilan Variabel Penyerta.....	53
Tabel 4.6	Ringkasan Tahapan Pemilihan Variabel Penyerta.....	54
Tabel 4.7	Estimasi Koefisien Regresi dengan Variabel Penyerta Terpilih.....	54
Tabel 4.8	Estimasi Koefisien Autoregresif Spasial dan Varians Pengaruh Random.....	55
Tabel 4.9	Hasil Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Menggunakan Metode Estimasi Langsung dan REML.....	56
Tabel 4.10	Penghitungan Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi untuk Desa Non Sampel.....	60
Tabel 4.11	Statistik Deskriptif Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML.....	60
Tabel 4.12	Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Kecamatan di Kabupaten Mamuju.....	62
Tabel 4.13	Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Kecamatan di Kabupaten Mamuju Tengah.....	62
Tabel 4.14	Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Etnis di Kabupaten Mamuju.....	63

Tabel 4.15	Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Etnis di Kabupaten Mamuju Tengah.....	63
Tabel 4.16	Koefisien Regresi, Varians Pengaruh Random dan Koefisien Autoregresif Spasial Menggunakan Prosedur ML.....	65
Tabel 4.17	Statistik Perbandingan Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML dan ML.....	66
Tabel 4.18	Nilai MSE dan RRMSE Metode Estimasi Langsung, SEBLUP REML dan SEBLUP ML.....	69

DAFTAR LAMPIRAN

		Halaman
Lampiran 1	Jumlah Sampel Wanita Usia Subur berdasarkan Unit Observasi Susenas 2014 di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.....	81
Lampiran 2	Hasil Estimasi Langsung Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.....	83
Lampiran 3	Etnis Utama yang Mendiami Desa dan Kelurahan di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.....	85
Lampiran 4	Matriks Pembobot Spasial <i>Customized Contiguity</i> berdasarkan Etnis Mayoritas dalam Setiap Desa Unit Observasi.....	89
Lampiran 5	Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa-Desa Observasi Menggunakan Prosedur REML.....	91
Lampiran 6	Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP REML..	92
Lampiran 7	Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Tengah Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP REML.....	95
Lampiran 8	Daftar Desa Menurut Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju.....	97
Lampiran 9	Daftar Desa Menurut Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju Tengah.....	98
Lampiran 10	Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP ML.....	99

Lampiran 11	Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Tengah Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP ML.....	102
Lampiran 12	<i>Syntax</i> untuk Uji Autokorelasi Spasial dengan Menggunakan <i>Software R</i>	104
Lampiran 13	Output Uji Autokorelasi Spasial pada Angka Persentase wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi dengan <i>Software R</i>	106
Lampiran 14	<i>Syntax</i> SAE Metode SEBLUP untuk Estimasi Koefisien Regresi.....	107
Lampiran 15	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Pertama.....	111
Lampiran 16	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Kedua.....	112
Lampiran 17	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Ketiga.....	113
Lampiran 18	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Keempat.....	114
Lampiran 19	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Kelima.....	115
Lampiran 20	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Keenam.....	116
Lampiran 21	Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur ML.....	117
Lampiran 22	<i>Syntax</i> untuk Mendapatkan MSE Hasil Estimasi SEBLUP Prosedur ML dan REML.....	118
Lampiran 23	Output Hasil Penghitungan MSE, SEBLUP Prosedur REML dengan <i>Software R</i>	121
Lampiran 24	Output Hasil Penghitungan MSE, SEBLUP Prosedur ML dengan <i>Software R</i>	122

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Era reformasi yang dimulai sejak tahun 1998 telah mengubah kebijakan pemerintahan di Indonesia dari sentralisasi menjadi desentralisasi (otonomi daerah). Perubahan kebijakan ini diikuti pula dengan perubahan pola perkembangan wilayah, dengan terbentuknya daerah-daerah otonom baru. Perkembangan wilayah dengan terbentuknya daerah otonom baru juga terjadi di Provinsi Sulawesi Barat, yaitu terbentuknya Kabupaten Mamuju Tengah yang merupakan hasil pemekaran dari Kabupaten Mamuju pada tanggal 11 Januari 2013 dengan dasar hukum UU No. 4 Tahun 2013.

Pemerintah daerah otonom tentunya sangat membutuhkan data-data terkini tentang keadaan wilayahnya. Data-data tersebut akan digunakan dalam merancang rencana serta evaluasi kebijakan pembangunan. Akan tetapi ketersediaan data di daerah otonom baru sangat terbatas dan tidak *up to date*. Data-data yang tersedia biasanya masih merupakan data gabungan antara kabupaten induk dengan kabupaten hasil pemekaran. Data tersebut tentunya sudah tidak relevan lagi digunakan baik bagi kabupaten induk maupun kabupaten pecahannya.

Salah satu data yang dibutuhkan oleh pemerintah daerah secara *up to date* adalah data tentang fertilitas. Hasil Survei Demografi dan Kesehatan Indonesia (SDKI) tahun 2012, *total fertility rate* (TFR) di provinsi Sulawesi Barat tercatat sebesar 3,6. Angka tersebut menempatkan Sulawesi Barat sebagai provinsi dengan TFR tertinggi ketiga di Indonesia, setelah provinsi Papua dan Papua Barat. Sejalan dengan tingginya TFR, Cicih (2014) menunjukkan bahwa rasio paritas progresif wanita usia subur di Sulawesi Barat (PPR >0,7) merupakan yang tertinggi di Indonesia. TFR tentunya berkaitan erat dengan tinggi rendahnya fertilitas wanita, sehingga jika mampu untuk mengendalikan fertilitas maka akan bisa juga untuk mengendalikan TFR. Tingkat fertilitas tinggi dalam penelitian ini mengacu kepada

wanita dengan jumlah anak lahir hidup lebih dari dua, sesuai dengan pencapaian tujuan program keluarga berencana (KB).

Terdapat beberapa penelitian yang membahas mengenai fertilitas dengan metode penelitian yang berbeda. Angeles, Guilkey dan Mroz (2005) meneliti pengaruh pendidikan dan program keluarga berencana (KB) terhadap fertilitas di Indonesia menggunakan regresi logistik. Dubuc (2009), menggunakan metode anak kandung untuk estimasi fertilitas berdasarkan kelompok suku dan agama di Inggris. Rueda dan Rodriguez (2010) menggunakan *multivariate state space models* untuk estimasi dan proyeksi fertilitas menggunakan data deret waktu di Spanyol, Australia dan Swedia. Kemudian Malinda (2012) melakukan penelitian tentang hubungan umur kawin pertama dan penggunaan kontrasepsi dengan fertilitas remaja berstatus kawin dari data Riset Kesehatan Dasar 2010 menggunakan regresi logistik. Penelitian tentang fertilitas juga dilakukan oleh Zanin, Radice dan Marra (2015) dengan membuat model yang menjelaskan pengaruh tingkat pendidikan terhadap fertilitas di Malawi.

Badan Pusat Statistik (BPS) sebagai lembaga statistik resmi pemerintah, menghasilkan indikator fertilitas periode tahunan melalui Survei Sosial Ekonomi Nasional (Susenas). Akan tetapi, sejauh ini BPS belum mampu untuk mengakomodir adanya pemekaran wilayah pada tahun berjalan. Demikian juga halnya yang terjadi di BPS Kabupaten Mamuju, jumlah sampel blok sensus (BS) yang digunakan dalam Susenas sampai dengan tahun 2014, hanya mampu untuk menghasilkan estimasi pada level kabupaten sebelum terjadi pemekaran. Ini berarti, data fertilitas yang dihasilkan dari estimasi langsung Susenas 2014 tidak akan relevan digunakan bagi kedua kabupaten hasil pemekaran. Karena, data fertilitas tersebut tidak akan mencerminkan kondisi fertilitas terkini di Kabupaten Mamuju maupun Kabupaten Mamuju Tengah.

Selain data kondisi terkini, pemerintah daerah juga membutuhkan data wanita dengan fertilitas tinggi pada level wilayah yang lebih kecil, dibawah tingkat kabupaten, misalnya tingkat desa. Data ini diperlukan agar pemerintah daerah bisa mengidentifikasi desa-desa yang memiliki persentase wanita dengan fertilitas tinggi yang besar, sehingga kebijakan yang diambil tepat sasaran. Namun, estimasi langsung pada wilayah yang kecil membutuhkan penambahan jumlah sampel yang

cukup besar, yang hingga saat ini belum mampu disediakan oleh BPS. Apabila jumlah sampel kondisi saat ini dipaksakan untuk menghasilkan estimasi data fertilitas di tingkat wilayah yang lebih kecil tanpa penambahan sampel, akan dihadapkan pada besarnya *standard error* yang diakibatkan oleh kecilnya ukuran sampel yang dipaksa untuk mendapatkan estimasi area kecil (Ghosh dan Rao, 1994).

Atas dasar permasalahan yang telah diuraikan, perlu dilakukan penghitungan angka persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi menggunakan metode tidak langsung. Metode tidak langsung yang bisa digunakan untuk mengatasi masalah tersebut adalah dengan menggunakan metode *Small Area Estimation* (SAE). SAE dipilih karena selain bisa digunakan untuk estimasi tingkat wilayah yang kecil, juga mampu mengurangi *standard error* yang biasanya dialami jika menggunakan estimasi langsung dengan jumlah sampel yang kecil (Hidiroglou, 2007).

Small area mengacu pada sebuah populasi dimana suatu estimasi statistik tidak dapat dihasilkan karena keterbatasan dari data yang tersedia (Hidiroglou, 2007). Metode SAE merupakan metode estimasi parameter secara tidak langsung yang digunakan untuk menduga karakteristik dari suatu populasi dengan sampel yang kecil. Untuk bisa mendapatkan estimasi karakteristik secara tidak langsung tersebut, metode SAE menggunakan informasi bukan hanya berasal dari wilayah itu saja tetapi juga memanfaatkan informasi tambahan dari area kecil lain yang memiliki karakteristik serupa, atau nilai pada waktu yang lalu, juga nilai dari variabel yang memiliki hubungan dengan variabel yang sedang diamati (Rao, 2003).

Estimasi parameter secara tidak langsung berbasiskan model SAE mempunyai 2 (dua) pendekatan, yaitu model implisit dan model eksplisit. Metode pendekatan dengan model eksplisit dalam SAE diantaranya adalah *Empirical Bayes* (EB), *Hierarchical Bayes* (HB) dan *Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (EBLUP). Metode EB menggunakan distribusi marginal data untuk mengestimasi parameter model, kemudian inferensi didasarkan pada distribusi posterior yang diestimasi. Pada metode HB, estimasi parameter model didasarkan pada distribusi posterior dimana parameter diestimasi dengan rata-rata posteriornya, dan presisinya

diukur dengan varians posteriornya. Kemudian metode EBLUP melakukan pendugaan parameter model yang meminimumkan *mean square error* (MSE) dengan mensubsitusi komponen varians yang tidak diketahui dengan penduga varians dari data sampel (Gosh dan Rao, 1994).

Estimasi wilayah kecil dengan menggunakan SAE metode EBLUP salah satunya telah dilakukan oleh Srivastava, Sud dan Chandra (2007) untuk melakukan estimasi jumlah pinjaman rumah tangga yang belum dilunasi pada level kecamatan. Dilihat dari koefisien variasinya, hasil dari penelitian tersebut memperlihatkan bahwa estimasi metode *Empirical Best Linier Unbiased Predictor* (EBLUP) lebih stabil dan lebih efektif daripada estimasi langsung. Omrani, Gerber dan Bousch (2009) juga menggunakan metode EBLUP pada data dari *Statistical Office STATEC (Central service of statistics and economic studies of Luxembourg)*, berupa data hasil sensus dan data administratif untuk estimasi pengangguran. Penelitian tersebut membandingkan hasil estimasi angka pengangguran antara metode EBLUP dengan metode GREG (*Generalized Regression*). Hasilnya, dilihat dari MSE metode EBLUP lebih efisien dibandingkan dengan GREG.

Harsanti (2006) dan Harnomo (2010) menggunakan metode EBLUP untuk melakukan estimasi pengangguran pada tingkat desa di Kota Bogor dan Kabupaten Tanjung Jabung. Harsanti (2006) menggunakan data tingkat pengangguran dari Susenas 2003 sebagai variabel respon, sedangkan Harmono (2010) menggunakan data tingkat pengangguran dari hasil Sakernas 2008. Sebagai variabel penyerta, keduanya sama-sama menggunakan data hasil dari pendataan Potensi Desa (Podes) meskipun dengan tahun yang berbeda, yaitu 2003 dan 2008. Dari MSE yang didapatkan, kedua penelitian tersebut memperlihatkan bahwa metode EBLUP cukup baik digunakan untuk mendapatkan estimasi pengangguran tingkat desa.

Metode EBLUP yang digunakan dalam penelitian diatas, belum mempertimbangkan aspek spasial (wilayah/geografi) dalam modelnya. Padahal pada prakteknya sangat beralasan mengasumsikan suatu parameter populasi di suatu wilayah berkorelasi dengan pengaruh dari wilayah di sekitarnya, yang mana korelasi tersebut akan semakin kecil ketika jarak antar wilayah semakin menjauh (Salvati, 2004). Terdapat setidaknya sepuluh etnis utama yang mendiami wilayah kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah. Sepuluh etnis tersebut dapat dibagi

menjadi dua kelompok besar, kelompok pertama yaitu etnis asli yang terdiri dari etnis Mamuju, etnis Mandar dan etnis Kalumpang, serta kelompok kedua adalah etnis pendatang yang terdiri dari etnis Bugis, etnis Makassar, etnis Toraja, etnis Mambi, etnis Lombok, etnis Jawa dan etnis Bali. Etnis pendatang umumnya mendiami wilayah-wilayah yang dijadikan daerah tujuan transmigrasi. Sampai dengan saat ini belum ada penelitian yang menunjukkan bagaimana hubungan antara etnis dengan fertilitas ibu di wilayah Mamuju dan Mamuju Tengah, akan tetapi dengan pengamatan sederhana, penduduk yang tinggal di kecamatan Kalumpang cenderung anggota rumah tangga yang besar. Oleh karena itu menarik untuk mempertimbangkan aspek spasial, yang dalam penelitian ini akan menggunakan etnis utama yang mendiami suatu wilayah, dalam melakukan estimasi fertilitas. Penyatuan EBLUP dengan efek spasial telah diperkenalkan oleh Rao (2003), dimana pembentukan modelnya mengikuti proses *conditional autoregressive* (CAR). Metode EBLUP dengan efek spasial ini kemudian dikenal sebagai metode *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (SEBLUP).

Pratesi dan Salvati (2008) kemudian mengembangkan metode SEBLUP dengan menggunakan proses *simultaneously autoregressive* (SAR). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa metode SEBLUP memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode estimasi langsung maupun EBLUP. Best, Richardson, Clarke dan Gomez-Rubio (2008) melakukan perbandingan model berbasis area dan unit menggunakan metode langsung, *synthetic*, EBLUP, SEBLUP dan pendekatan bayesian menggunakan data registrasi penduduk di Swedia dan *Family Resources Survey* di Inggris dan Wales. Hasil dari penelitian ini, dengan melihat nilai *Average Empirical Mean Square Error* (AEMSE) model berbasis area menghasilkan estimasi yang lebih baik dibandingkan model berbasis unit.

Arrosid (2014) menerapkan metode SEBLUP pada *small area estimation* untuk estimasi angka pengangguran tingkat kecamatan di Provinsi Sulawesi Utara. Penelitian tersebut menggunakan data Sakernas 2011, Podes 2011 dan basis data terpadu dari Tim Nasional Percepatan Penanggulangan Kemiskinan (TNP2K) untuk mendapatkan variabel respon dan variabel penyerta. Matriks pembobot spasial yang digunakan dalam penelitian tersebut adalah *queen contiguity*, *rock contiguity* serta matriks pembobot *customized* dengan pendekatan etnis mayoritas

pada tiap kecamatan. Hasil penelitian ini membuktikan bahwa metode SEBLUP menghasilkan nilai MSE dan *Relative Root MSE* (RRMSE) yang lebih kecil dibandingkan estimasi langsung, hal tersebut mengindikasikan bahwa estimasi menggunakan metode SEBLUP dapat memperbaiki estimasi parameter yang diperoleh dengan menggunakan estimasi langsung.

Estimasi fertilitas menggunakan SAE salah satunya dilakukan oleh Schmertmann, Cavenaghi, Assuncao dan Potter (2013). Schmertmann, dkk. (2013) menggunakan metode EB untuk melakukan estimasi TFR tingkat kota di Brasil. Selanjutnya Castro, dkk. (2015) menambahkan unsur dependensi spasial dalam metode EB untuk mengestimasi *age spesific fertility rate* (ASFR) dan TFR di tingkat kabupaten (NUTS III). Kedua penelitian tersebut belum menggunakan variabel penyerta dalam estimasinya. Padahal salah satu keuntungan pemakaian variabel penyerta adalah untuk menghasilkan suatu estimasi parameter yang cukup baik di area yang memiliki sampel yang relatif kecil.

Pendekatan EBLUP dapat diaplikasikan pada *linear mixed models* yang biasanya didesain untuk variabel yang memiliki tipe data kontinu, sedangkan EB dan HB lebih umum diaplikasikan untuk menangani data biner dan cacahan (Rao, 2003). Oleh karena itu metode EBLUP dianggap tepat digunakan pada kontinu dan bayes dianggap tepat digunakan pada data diskret dan cacahan (Bukhari, 2015). Persentase wanita dengan fertilitas tinggi merupakan data yang bertipe kontinu. Oleh karena itu, untuk melakukan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi menggunakan SAE akan lebih tepat jika menggunakan metode EBLUP.

Arrosid (2014) telah mampu menunjukkan bahwa metode SEBLUP memberikan hasil estimasi yang lebih baik daripada estimasi langsung. Akan tetapi, penelitian tersebut belum mampu menunjukkan prosedur mana yang menghasilkan estimasi parameter SEBLUP yang lebih baik diantara prosedur *maximum likelihood* (ML) atau prosedur *restricted maximum likelihood* (REML). Prosedur ML tidak mempertimbangkan hilangnya derajat bebas akibat mengestimasi β dengan $\hat{\beta}$, sehingga estimasi varians dalam model menjadi bias (Saei dan Chambers, 2003). Berdasarkan latar belakang yang telah diuraikan, maka penulis akan menggunakan metode SEBLUP untuk melakukan estimasi persentase wanita usia subur dengan

fertilitas tinggi pada tingkat desa untuk wilayah yang mengalami pemekaran dalam hal ini Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah, Provinsi Sulawesi Barat. Penelitian ini akan menggunakan prosedur REML, kemudian hasil estimasi tersebut akan dibandingkan dengan hasil estimasi menggunakan prosedur ML seperti yang sudah dilakukan oleh Arrosid (2014), sehingga bisa diketahui prosedur mana yang lebih baik dari kedua prosedur tersebut.

1.2 Perumusan Masalah

Seperti yang telah diuraikan pada bagian latar belakang, survei dari BPS yang dapat digunakan untuk menghitung persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi adalah Susenas. Akan tetapi, sampai saat ini estimasi langsung yang dihasilkan oleh BPS masih terbatas pada tingkat kabupaten. Padahal pemerintah daerah membutuhkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level wilayah yang lebih kecil, agar kebijakan pengendalian fertilitas yang diambil tepat sasaran. Pengendalian fertilitas terkait dengan keberhasilan pembangunan sosial dan ekonomi, yang juga sering diklaim sebagai salah satu bentuk keberhasilan kependudukan, khususnya dibidang keluarga berencana.

Ketersediaan data fertilitas yang *up to date* pada tingkat wilayah kecil menjadi semakin berat bagi kabupaten yang baru terbentuk, karena biasanya BPS belum mampu mengakomodir penambahan jumlah sampel BS pada tahun berjalan, sehingga estimasi langsung yang dihasilkan tidak mencerminkan kondisi terkini pada kabupaten yang mengalami pemekaran. Oleh karena itu dibutuhkan cara penghitungan dengan metode tidak langsung, yang bisa menghasilkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada tingkat wilayah kecil dengan jumlah sampel yang terbatas, yaitu dengan SAE metode SEBLUP.

Prosedur ML pada metode SEBLUP belum mempertimbangkan hilangnya derajat bebas akibat mengestimasi β dengan $\hat{\beta}$. Kekurangan ini mendorong penggunaan prosedur REML dimana hilangnya derajat bebas dipertimbangkan dalam prosedur REML. Berdasarkan hal ini, menarik untuk melihat prosedur mana yang menghasilkan estimasi yang lebih baik dalam SAE metode SEBLUP, apakah prosedur ML atau REML.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah pada poin 1.2 tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Melakukan kajian terhadap estimator menggunakan metode SEBLUP dengan prosedur REML,
2. Menerapkan metode SEBLUP prosedur REML untuk mendapatkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah, kemudian dari hasil tersebut digunakan untuk mendapatkan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level kabupaten bagi kedua kabupaten,
3. Membandingkan hasil estimasi SAE metode SEBLUP prosedur REML dan prosedur ML serta hasil estimasi langsung menggunakan MSE dan RRMSE.

1.4 Manfaat Penelitian

Manfaat dari hasil penelitian ini adalah mendapatkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa dan level kabupaten bagi kabupaten hasil pemekaran maupun kabupaten induk, yaitu kabupaten Mamuju Tengah dan Kabupaten Mamuju. Dengan hasil estimasi tersebut diharapkan bisa memberikan masukan bagi pemerintah daerah kedua kabupaten dalam merancang kebijakan serta evaluasi kebijakan yang tepat sasaran dan efektif dalam bidang kependudukan.

1.5 Batasan Penelitian

Penelitian ini dibatasi dengan asumsi bahwa sampel Susenas KOR 2014 yang digunakan untuk mendapatkan estimasi langsung persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di tingkat desa menggunakan metode *simple random sampling* (SRS). Metode SAE yang dibahas adalah SEBLUP dengan model berbasis area, dengan mengasumsikan bahwa ketergantungan spasial mengikuti proses *simultaneus autoregressive*. Estimator yang dikaji adalah koefisien autoregresif spasial dan varians random area menggunakan prosedur REML.

BAB 2

TINJAUAN PUSTAKA

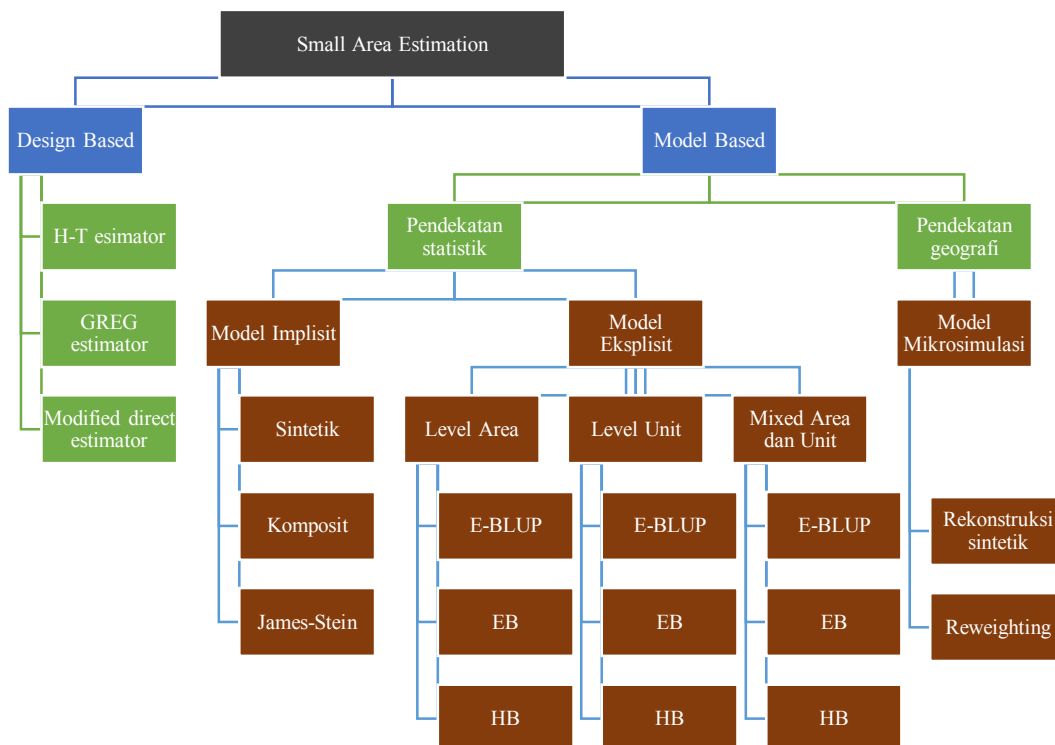
Pada bagian ini akan dijelaskan mengenai teori-teori yang berkaitan dengan analisis yang digunakan dalam penelitian ini. Penjelasan tersebut meliputi konsep *Small Area Estimation*, metode SEBLUP beserta dengan estimasinya dan matriks pembobot spasial. Selain itu dijelaskan pula mengenai teori fertilitas dan hubungan fertilitas dengan etnis.

2.1 *Small Area Estimation*

Desain sampel dalam suatu survei biasanya bertujuan untuk menghasilkan estimasi langsung suatu parameter untuk populasi dan tingkatan wilayah atau domain tertentu. Domain disini bisa diartikan sebagai area geografis (negara, provinsi, kabupaten, dan sebagainya) atau kelompok sosio demografi seperti kelompok umur, jenis kelamin, tingkat pendidikan dan sebagainya. Sebuah domain dipandang kecil jika sampel yang tersedia bagi domain tersebut tidak cukup besar untuk mendukung estimasi langsung dengan presisi yang cukup. Jika estimasi langsung digunakan pada domain tersebut akan menghasilkan standar eror yang besar dikarenakan ukuran sampel yang terlalu kecil (Ghosh dan Rao, 1994). Oleh karena itu, agar estimasi pada area kecil meningkat akurasi diperlukan suatu metode estimasi tidak langsung yaitu *small area estimation* (SAE).

SAE merupakan suatu teknik estimasi parameter area kecil yang memanfaatkan informasi dari dalam area itu sendiri, luar area, dan dari hasil survei atau sensus lain (Longford, 2005). Teknik estimasi seperti ini disebut juga sebagai estimasi tidak langsung (*indirect estimation*), karena dalam proses estimasi tersebut mencakup data tambahan dari area lain yang digunakan sebagai variabel penyerta. Penggunaan variabel penyerta tersebut juga merupakan cara untuk memecahkan dua masalah pokok yang ada dalam teknik SAE. Dua permasalahan pokok tersebut yaitu, pertama, bagaimana cara menghasilkan suatu estimasi parameter yang cukup baik di suatu wilayah/area dengan ukuran sampel yang relatif kecil, dan yang kedua, bagaimana menduga nilai MSE dari estimasi parameter yang dihasilkan.

Model estimasi tidak langsung pada SAE dapat dibagi menjadi dua pendekatan, yaitu pendekatan statistik dan pendekatan ekonomis (geografis). Pendekatan ekonomis menggunakan model *microsimulation*, yang pada dasarnya menciptakan simulasi mikro-populasi untuk menghasilkan estimasi simulasi. Metode yang biasanya digunakan dalam *microsimulation* adalah metode *synthetic reconstruction* dan *reweighting*. Disisi lain pendekatan statistik untuk estimasi tidak langsung berdasarkan model dalam SAE terbagi menjadi 2 kelompok utama, yaitu berdasarkan model implisit dan model eksplisit. Rao (2003) menjelaskan bahwa estimator model implisit dalam SAE mencakup estimator sintetik, estimator komposit dan estimator James-Stein, sedangkan estimator eksplisit mencakup model berbasis level area dan model berbasis level unit. Keuntungan penggunaan estimator eksplisit salah satunya adalah metode tersebut dapat menangani kasus data yang kompleks seperti data *cross-section* dan *time series*, data biner dan cacahan, data yang memiliki korelasi spasial, dan data multivariat. Ringkasan teknik dan estimator SAE disajikan pada Gambar 2.1.



Gambar 2.1 Ringkasan Teknik dan Estimator dalam *Small Area Estimation* (Rahman, 2008)

Secara garis besar, Rao (2003) membagi penggunaan model eksplisit dalam SAE menjadi dua kelompok, yaitu model berbasis level area dan model berbasis level unit. Penjelasan lebih lanjut dari kedua model tersebut adalah sebagai berikut:

a. Model Berbasis Level Area (*Basic Area Level Model*)

Model berbasis level area merupakan model yang didasarkan pada ketersediaan data variabel pendukung (*auxiliary variable*) yang hanya ada untuk tingkatan area tertentu. Pada model ini diasumsikan bahwa variabel yang menjadi perhatian merupakan fungsi rata-rata dari variabel respon, $\theta_i = g(\bar{Y}_i)$ untuk $g(\cdot)$ tertentu, yang berhubungan dengan data penyerta area kecil tertentu yaitu $\mathbf{x}_i = (x_{1i}, \dots, x_{pi})^T$ dan mengikuti model linier sebagai berikut:

$$\theta_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (2.1)$$

dimana z_i adalah konstanta positif yang diketahui dan $\boldsymbol{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$ adalah vektor koefisien regresi berukuran $p \times 1$. Sedangkan v_i adalah pengaruh random area yang diasumsikan memiliki distribusi yang identik dan independen dengan

$$E_m(v_i) = 0, \quad V_m(v_i) = \sigma_v^2 (\geq 0).$$

Kita tunjukkan asumsi ini sebagai $v_i \stackrel{iid}{\sim} (0, \sigma_v^2)$. Estimator θ_i , bisa diketahui dengan mengasumsikan bahwa estimasi langsung dari $\hat{\theta}_i$ tersedia, yaitu

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (2.2)$$

dimana sampling error $e_i \sim N(0, \sigma_{e_i}^2)$ dan $\sigma_{e_i}^2$ diketahui.

Sehingga, dari persamaan (2.1) dan (2.2) kita dapatkan

$$\hat{\theta}_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + z_i v_i + e_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (2.3)$$

yang merupakan bentuk khusus dari model linier campuran (*linear mixed model*) dan dikenal pula sebagai model Fay-Herriot dalam konsep *small area*.

b. Model Berbasis Level Unit (*Basic Unit Level Model*)

Model berbasis level unit adalah suatu model dimana variabel-variabel penyerta tersedia untuk masing-masing anggota populasi ke- j pada tiap area

kecil ke- i . Misalnya variabel y_{ij} adalah variabel respon dan diasumsikan memiliki hubungan dengan variabel $x_{ij} = (x_{ij1}, \dots, x_{ijp})^T$, melalui model:

$$y_{ij} = x_{ij}^T \beta + v_i + e_{ij}, \quad i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n_i. \quad (2.4)$$

dimana j adalah masing-masing anggota populasi pada area ke- i . Komponen v_i merupakan pengaruh acak area kecil yang mempunyai sebaran identik dan independen, $e_{ij} = k_{ij} \tilde{e}_{ij}$ juga variabel acak dengan sebaran identik dan independen serta bebas dari v_i , dengan konstanta k_{ij} diketahui. Kedua variabel tersebut seringkali diasumsikan berdistribusi normal dengan $v_i \sim N(0, \sigma_v^2)$ dan $e_{ij} \sim N(0, \sigma_e^2)$.

Estimasi menggunakan model pada (2.4) dapat juga digambarkan dalam bentuk matriks dengan memecah data menjadi unit yang terpilih menjadi sampel y_i dan unit yang tidak terpilih y_i^* .

$$\begin{bmatrix} y_i \\ y_i^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X_i \\ X_i^* \end{bmatrix} + v_i \begin{bmatrix} 1_i \\ 1_i^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ e_i^* \end{bmatrix}$$

Kebanyakan model *small area* pada praktiknya merupakan kasus khusus pada *general linear mixed model*. Model tersebut merupakan perluasan dari bentuk standar *general linear mixed model*, tergantung bagaimana proses model tersebut membawa variabel responnya (Rahman, 2008).

2.1.1 *Spatial Empirical Best Liniear Unbiased Prediction*

Rao (2003) memperkenalkan model SAE metode EBLUP yang memasukkan korelasi spasial antar area dengan mengasumsikan bahwa ketergantungan spasial mengikuti proses *conditional autoregressive* (CAR) seperti yang pernah diperkenalkan oleh Cressie (1993). Kemudian Pratesi dan Salvati (2008) mengembangkan model SAE tersebut dengan mengasumsikan bahwa ketergantungan spasial yang dimasukkan ke dalam komponen error dari faktor random mengikuti proses *simultan autoregressive* (SAR). Dengan memasukkan struktur spasial dalam model BLUP maka metode estimasi dalam SAE menjadi *Spatial Best Liniear Unbiased Prediction* (SBLUP).

Persamaan (2.3) jika kita sajikan dalam bentuk matriks akan menjadi:

$$\hat{\theta} = X\beta + Zv + e \quad (2.5)$$

dengan:

$\hat{\theta}$ adalah vektor penduga parameter dari variabel respon,

X adalah matriks *full rank* yang berukuran $m \times p$ dari variabel penyerta yang elemen-elemennya diketahui,

β adalah vektor parameter regresi bersifat *fixed* berukuran $p \times 1$ yang tidak diketahui dan tidak terobservasi,

Z adalah matriks berukuran $m \times m$ yang diketahui dan nilainya positif konstan,

v adalah vektor pengaruh random area,

e adalah vektor eror sampel.

Apabila korelasi spasial dipertimbangkan didalam model, maka vektor pengaruh random area v memenuhi persamaan:

$$v = \rho W v + u \Rightarrow v = (I - \rho W)^{-1} u \quad (2.6)$$

dengan u adalah vektor eror independen berukuran $m \times 1$ dengan rata-rata 0 dan varians σ_u^2 dan I adalah matriks identitas berukuran $m \times m$. Sedangkan ρ adalah koefisien spasial autoregresif yang menunjukkan kekuatan dari hubungan spasial antar pengaruh random hasil dari proses *simultaneously autoregressive*, serta W adalah matriks pembobot spasial berukuran $m \times m$.

Dengan memasukkan persamaan (2.6) ke persamaan (2.5) dengan e independen terhadap v maka akan menghasilkan:

$$\hat{\theta} = X\beta + Z((I - \rho W)^{-1}u) + e.$$

Error v mempunyai matriks kovarians berukuran $m \times m$ yaitu:

$$G = \sigma_u^2 [(I - \rho W)(I - \rho W)^T]^{-1}$$

yang merupakan matriks dispersi SAR, dan e mempunyai matriks kovarians yang juga berukuran $m \times m$, yaitu:

$$R = \psi = \text{diag}(\psi_i).$$

Sehingga matriks kovarians dari $\hat{\theta}$ adalah:

$$V = R + ZGZ^T = \text{diag}(\psi_i) + Z\sigma_u^2 [(I - \rho W)(I - \rho W)^T]^{-1} Z^T.$$

Matriks W menjelaskan struktur keberteranggaan dari *small area*, dimana kekuatan hubungan antar area tersebut nilainya diberikan oleh ρ . Matriks pembobot spasial tersebut menunjukkan interaksi yang mungkin terjadi antar masing-masing

area. Gambaran lebih lanjut mengenai matriks pembobot spasial akan dibahas pada Sub Bab 2.1.2.

Estimator untuk θ_i dibawah model *Spatial Best Linear Unbiased Predictor* (SBLUP) adalah:

$$\tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho) = \mathbf{x}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{b}_i^T \{ \sigma_u^2 [(I - \rho \mathbf{W})(I - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(I - \rho \mathbf{W})(I - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}})$$

dimana $\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}}$, dan \mathbf{b}_i^T adalah vektor $(0, 0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0, 0, 0)$ berukuran $1 \times m$ dengan nilai 1 di posisi ke- i . Menurut Pratesi (2004) estimator SBLUP nilainya akan sama dengan BLUP pada saat $\rho = 0$.

Estimator $\tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)$ bergantung kepada ρ dan varians σ_u^2 yang nilainya tidak diketahui. Dengan mengganti parameter tersebut dengan estimatornya ($\hat{\rho}, \hat{\sigma}_u^2$) akan didapatkan estimator untuk θ_i dibawah model *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (SEBLUP), yaitu:

$$\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) = \mathbf{x}_i \hat{\boldsymbol{\beta}} + \mathbf{b}_i^T \{ \hat{\sigma}_u^2 [(I - \hat{\rho} \mathbf{W})(I - \hat{\rho} \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \hat{\sigma}_u^2 [(I - \hat{\rho} \mathbf{W})(I - \hat{\rho} \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}}), \quad (2.7)$$

dengan $\mathbf{b}_i^T = (0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$ dimana 1 mengacu kepada area ke- i . Nilai harapan dari $E[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})]$ adalah *finite*. Estimator tersebut tidak bias untuk θ dan $\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}$ adalah estimator yang invarian dari σ_u^2, ρ (Kackar dan Harville, 1984 dalam Pratesi dan Salvati, 2008).

2.1.1.1 Prosedur Estimasi

Dengan mengasumsikan efek random area berdistribusi normal, σ_u^2 dan ρ dapat diestimasi dengan menggunakan prosedur *maximum likelihood* (ML) maupun *restricted maximum likelihood* (REML). Estimator dengan prosedur ML, $\hat{\sigma}_{uML}^2$ dan $\hat{\rho}_{ML}$, bisa didapatkan secara iterasi dengan menggunakan algoritma Nelder-Mead dan algoritma skoring secara berurutan (Pratesi dan Salvati, 2008).

Estimator dengan prosedur ML didapatkan dengan algoritma skoring berdasarkan pada *starting point* yang dipilih, sedangkan metode Nelder-Med untuk mamaksimumkan fungsi dari q variabel tergantung pada perbandingan nilai fungsi pada saat puncak ($q + 1$) dari sebuah *general simplex*. Nilainya tidak tergantung pada *starting point* yang dipilih dan penghitungannya ringkas, akan tetapi sangat

tidak efisien (Pratesi dan Salvati, 2008). Atas alasan tersebut, maka Pratesi dan Salvati (2008) menyarankan untuk menggunakan algoritma skoring dengan memilih *starting point* berupa nilai yang didapatkan menggunakan metode Nelder-Mead.

Prosedur ML mempunyai kekurangan dalam mendapatkan estimasi untuk σ_u^2 dan ρ , karena tidak mempertimbangkan hilangnya derajat bebas akibat mengestimasi β dengan $\hat{\beta}$, sehingga estimasi varians saat mengganti β dengan $\hat{\beta}$ dalam model menjadi bias (Saei dan Chambers, 2003). Kekurangan ini mendorong penggunaan metode REML, dimana hilangnya derajat bebas dipertimbangkan dalam metode REML dengan menggunakan data yang ditransformasi $\theta^* = F^T \hat{\theta}$, dimana F adalah sembarang matriks ortogonal *full rank* berukuran $m \times (m - p)$.

2.1.1.2 Mean Square Error dan Estimasinya

Mean Square Error (MSE) digunakan untuk melihat ketepatan estimasi dari model yang dihasilkan. Suatu metode estimasi dikatakan sebagai metode yang lebih baik, jika nilai MSE dari model yang didapatkan menggunakan metode tersebut lebih kecil dibandingkan MSE model lainnya. Dengan mengasumsikan efek random area berdistribusi normal, MSE untuk estimasi menggunakan SEBLUP didapatkan melalui formula sebagai berikut:

$$MSE[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})] = MSE[\tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)] + E[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) - \tilde{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)]^2,$$

dimana bagian terakhir dari formula tersebut perlu diperkirakan. Untuk aplikasi yang lebih mudah dilakukan, Pratesi dan Salvati (2008) mengacu kepada hasil dari Harville dan Jeske (1992) serta Zimmerman dan Cressie (1992) memberikan estimator bagi penghitungan $MSE[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})]$ dengan menggunakan:

$$MSE[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})] \approx g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + g_{2i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}),$$

dengan

$$\begin{aligned} g_{1i}(\sigma_u^2, \rho) &= \mathbf{b}_i^T \{ \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} - \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ &\quad \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} \mathbf{Z} \sigma_u^2 \\ &\quad \times [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \} \mathbf{b}_i \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
g_{2i}(\sigma_u^2, \rho) &= (\mathbf{x}_i - \mathbf{b}_i^T \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\
&\quad \times \{\text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T\}^{-1} \mathbf{X}) \\
&\quad \times (\mathbf{X}^T \{\text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T\}^{-1} \mathbf{X}^{-1}) \\
&\quad \times (\mathbf{x}_i - \mathbf{b}_i^T \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\
&\quad \times \{\text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T\}^{-1} \mathbf{X})^T
\end{aligned}$$

dan

$$\begin{aligned}
g_{3i}(\sigma_u^2, \rho) &= \text{tr} \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{b}_i^T (\mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \\ \mathbf{b}_i^T (\mathbf{A} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \end{bmatrix} \mathbf{V} \right. \\
&\quad \left. \times \begin{bmatrix} \mathbf{b}_i^T (\mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \\ \mathbf{b}_i^T (\mathbf{A} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{A} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \end{bmatrix}^T \bar{\mathbf{V}}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \right\}
\end{aligned}$$

dimana $\hat{\sigma}_u^2$ dan $\hat{\rho}$ merupakan estimator yang didapatkan dengan menggunakan metode REML. Sebaliknya, jika menggunakan metode ML, maka $MSE[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})]$ bisa didapatkan dengan formula:

$$\begin{aligned}
MSE[\tilde{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})] \\
&\approx g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) - \mathbf{b}_{ML}^T(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \nabla g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + g_{2i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})
\end{aligned}$$

dengan $\mathbf{b}_{ML}^T(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \nabla g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$ adalah koreksi bias dari $g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$.

Nilai MSE pada estimasi langsung bisa didapatkan dengan menggunakan formula:

$$MSE = \frac{s_i^2}{n_i} \quad (2.8)$$

dimana

s_i = varians dari nilai estimasi langsung untuk wilayah ke- i

n_i = banyaknya sampel pada wilayah ke- i

Nilai RRMSE diperoleh setelah mendapatkan nilai MSE, dengan menggunakan formula:

$$RRMSE = \frac{\sqrt{MSE}}{\hat{\theta}} \times 100\% \quad (2.9)$$

2.1.2 Matriks Pembobot Spasial

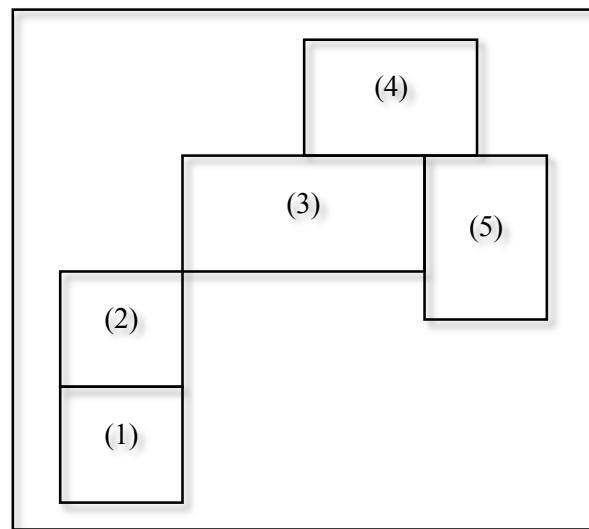
Informasi lokasi dalam analisis spasial dapat menggunakan dua sumber, yaitu *contiguity* dan *distance*. *Contiguity* menggambarkan lokasi relatif dari satu unit spasial ke wilayah lain dalam suatu tempat. Hubungan kebertetanggaan dari unit spasial biasanya dibangun menggunakan peta. Sedangkan *distance* menggunakan garis lintang dan bujur sebagai sumber informasi, sehingga dengan informasi ini bisa diukur jarak anatara satu titik lokasi dengan titik lokasi lainnya di suatu tempat. Harapannya lokasi yang jaraknya dekat mempunyai karakteristik yang mirip.

Matriks pembobot spasial (\mathbf{W}) pada persamaan (2.7) merupakan matriks *contiguity* spasial yang menggambarkan potensi interaksi antar wilayah yang mungkin terjadi. Matriks \mathbf{W} merupakan matriks biner berukuran $m \times m$ yang berisi nilai 0 atau 1 untuk setiap elemennya (w_{ij}^*). Elemen w_{ij}^* bernilai 1 jika i dan j bertetangga dan bernilai 0 jika sebaliknya. Pratesi dan Salvati (2008) menggunakan *contiguity* matriks yang distandarisasi, dimana standarisasi dilakukan dengan membuat jumlah elemen matriks dalam satu baris bernilai 1. Kekuatan interaksi antar wilayah tersebut tergantung oleh seberapa besar nilai ρ , yang menunjukkan kekuatan dari hubungan spasial antar pengaruh random dari wilayah yang bertetangga atau berhubungan.

Dalam konteks *contiguity*, menurut LeSage (1999) hubungan antara satu wilayah dengan wilayah lainnya dapat dikategorikan kedalam beberapa metode yaitu:

1. *Linear contiguity* (persinggungan tepi), yaitu metode pembobotan dimana daerah yang berada di tepi kiri maupun kanan dari wilayah yang menjadi perhatian mendapatkan bobot $w_{ij} = 1$, dan $w_{ij} = 0$ untuk wilayah lainnya.
2. *Rook Contiguity* (persinggungan sisi), yaitu memberikan $w_{ij} = 1$ untuk wilayah yang bersisian (*common side*), dan $w_{ij} = 0$ untuk wilayah lainnya.
3. *Bishop Contiguity* (persinggungan sudut), yaitu memberikan $w_{ij} = 1$ untuk wilayah yang bersinggungan sudutnya (*common vertex*) dengan wilayah yang sedang diamati, dan nilai $w_{ij} = 0$ untuk lainnya.

4. *Double linear contiguity* (persinggungan dua tepi), yaitu metode pembobotan dengan memberikan $w_{ij} = 1$ untuk dua *entity* yang berada di tepi kiri dan kanan wilayah yang sedang diamati, sedangkan wilayah lainnya diberikan $w_{ij} = 0$.
5. *Double rook contiguity* (persinggungan dua sisi), yaitu memberikan $w_{ij} = 1$ untuk wilayah dimana dua *entity* yang berada di sisi kiri, kanan, utara dan selatan dari wilayah yang diamati, sedangkan wilayah lainnya diberi bobot $w_{ij} = 0$.
6. *Queen contiguity* (persinggungan sisi-sudut), yaitu metode pembobotan dimana wilayah yang bersisian (*common side*) atau titik sudutnya (*common vertex*) bertemu dengan wilayah yang diamati diberikan $w_{ij} = 1$, dan untuk wilayah lainnya diberikan $w_{ij} = 0$.
7. *Customized contiguity*



Gambar 2.2 Ilustrasi *Contiguity* (LeSage, 1999)

Matriks pembobot spasial merupakan matriks dengan diagonal utama bernilai nol. Pada praktiknya pada matriks pembobot spasial tersebut perlu dilakukan standarisasi. Proses standarisasi dilakukan agar diperoleh jumlah baris yang *unity*, yaitu jumlah barisnya sama dengan satu. Lee dan Wong (2001)

menunjukkan bahwa nilai matriks pembobot spasial yang sudah distandarisasi pada baris ke- i dan kolom ke- j dilambangkan dengan W_{ij} adalah

$$W_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_{i,j=1}^m c_{ij}}$$

Dengan c_{ij} adalah nilai dalam matriks baris ke- i dan kolom ke- j .

Berdasarkan ilustrasi pada Gambar 2.1, apabila digunakan metode *queen contiguity*, maka akan diperoleh susunan matriks pembobot spasial berukuran 5×5 sebagai berikut:

$$W_{queen} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Setelah ditransformasi, maka matriks pembobot tersebut menjadi:

$$W_{queen} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0,5 & 0 & 0 \\ 0 & 0,33 & 0 & 0,33 & 0,33 \\ 0 & 0 & 0,5 & 0 & 0,5 \\ 0 & 0 & 0,5 & 0,5 & 0 \end{bmatrix}$$

Secara geografis, apabila wilayah desa/kelurahan mempunyai bentuk yang tidak simetris, maka metode yang sesuai digunakan adalah *rook contiguity* dan *queen contiguity* dan kedua metode tersebut akan menghasilkan matriks pembobot yang sama (Rusmasari, 2011). Akan tetapi dalam penelitian ini matriks pembobot tersebut tidak dapat diaplikasikan karena terdapat wilayah-wilayah yang sama sekali tidak memiliki persinggungan dengan wilayah lainnya. Hal ini terjadi karena tidak semua desa/kelurahan di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah mempunyai sampel Susenas. Sehingga dalam penelitian ini matriks pembobot spasial yang digunakan dibentuk dengan metode *customized contiguity* yang mempertimbangkan etnis utama yang mendiami suatu desa/kelurahan.

2.1.3 Uji Autokorelasi Spasial

Pratesi dan Salvati (2008) menggunakan uji *Moran's I* untuk mendeteksi adanya dependensi spasial pada variabel respon. Jika pada matriks W dilakukan standarisasi, maka koefisien *Moran's I* akan memiliki kemiripan dengan koefisien

korelasi, dimana nilainya akan berada pada rentang -1 dan 1. Nilai koefisien *Moran's I* sama dengan nol, menunjukkan bahwa tidak ada autokorelasi spasial. *Moran's I* mengukur korelasi dalam satu variabel misalnya y dengan banyak data sebesar m (m lokasi berbeda), sehingga untuk mendapatkan nilai *Moran's I* dengan matriks W terstandarisasi bisa menggunakan formula sebagai berikut:

$$I_{MO} = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m w_{ij} (y_i - \bar{y}) (y_j - \bar{y})}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2}$$

dimana

y_i = nilai observasi di suatu lokasi

y_j = nilai observasi di lokasi lain

\bar{y} = rata-rata dari variabel y

w_{ij} = pembobot antara lokasi yang satu dan yang lain

Cliff dan Ord (1981) mengaplikasikan statistik *Moran's I* untuk menguji ada tidaknya dependensi spasial pada residual suatu model regresi. Dalam hal ini penghitungan nilai statistik *Moran's I* error adalah sebagai berikut:

$$I_{MO} = \frac{\hat{\epsilon}' W \hat{\epsilon}}{\hat{\epsilon}' \hat{\epsilon}}$$

$\hat{\epsilon}$ adalah vektor residual persamaan regresi kuadrat terkecil. Hipotesis yang digunakan dalam uji dependensi spasial:

$H_0: I = 0$ (tidak ada autokorelasi spasial)

$H_1: I \neq 0$ (ada autokorelasi spasial)

Statistik uji yang digunakan menurut Cliff dan Ord (1981) disajikan pada persamaan:

$$Z_{hitung} = \frac{I_{MO} - E(I_{MO})}{\sqrt{\text{var}(I_{MO})}}$$

dengan

$E(I_{MO})$ = nilai expected value *Moran's I*

$\text{var}(I_{MO})$ = varians *Moran's I*

Tolak H_0 , jika $|Z_{hitung}| > Z_{\frac{\alpha}{2}}$. Nilai $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ mengikuti distribusi normal standar.

Pola pengelompokan antar lokasi bisa juga disajikan dengan *Moran's scatter plot*. *Moran's scatter plot* menunjukkan hubungan antara nilai amatan

yang distandarisasi pada suatu lokasi dengan rata-rata nilai amatan dari lokasi-lokasi yang bertetangga dengan lokasi yang bersangkutan (Lee dan Wong, 2001). *Moran's scatter plot* terdiri atas empat kuadran yaitu kuadran I, II, III, dan IV. Lokasi-lokasi yang banyak berada di kuadran I dan III cenderung memiliki autokorelasi positif, sedangkan lokasi-lokasi yang berada di kuadran II dan IV cenderung memiliki autokorelasi negatif.

2.1.4 Uji Anderson-Darling

Untuk menguji asumsi kenormalan pada residual, penelitian ini menggunakan uji Anderson-Darling. Formula hipotesis pada uji Anderson-Darling adalah sebagai berikut:

H_0 : Data berdistribusi normal

H_1 : Data tidak berdistribusi normal

Menurut Anderson-Darling (1954), misalnya $x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(m)}$ dengan m adalah banyaknya pengamatan, maka statistik uji yang digunakan adalah

$$AD_m^2 = -m - \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (2i-1) [\log u_i + \log(1 - u_{m-i+1})],$$

dimana $u_i = F(x_i)$ adalah fungsi distribusi kumulatif. Nilai kritis dari uji Anderson-Darling dirumuskan sebagai berikut:

$$CV = \frac{0,752}{1 + \frac{0,75}{m} + \frac{2,25}{m^2}}$$

dimana CV adalah nilai kritis. Tolak H_0 jika nilai $AD_m^2 > CV$. Selain itu bisa juga dilihat dari nilai p -value, jika p -value kurang dari α maka keputusannya adalah tolak H_0 .

2.2 Teori Fertilitas

Konsep fertilitas, wanita usia subur, keterkaitan fertilitas dengan etnis dan pemilihan variabel penyerta yang akan digunakan dalam penelitian ini diuraikan sebagai berikut.

2.2.1 Konsep Fertilitas

Fertilitas atau kelahiran, menurut konsep BPS berkaitan dengan jumlah anak kandung lahir hidup. Anak kandung lahir hidup adalah anak kandung yang pada waktu dilahirkan menunjukkan tanda-tanda kehidupan, walaupun mungkin hanya beberapa saat saja, seperti jantung berdenyut, bernafas dan menangis. Dalam perkembangannya, fertilitas lebih diartikan sebagai hasil reproduksi yang nyata dari seorang wanita atau sekelompok wanita. Wanita yang mampu melakukan reproduksi adalah wanita yang masih berada pada usia subur. Batasan umur wanita usia subur menurut BPS adalah wanita yang berumur 15-49 tahun.

Mantra (2000) menyatakan bahwa terdapat dua faktor yang mempengaruhi tinggi rendahnya fertilitas baik yang berpengaruh secara langsung maupun tidak langsung. Kedua faktor tersebut adalah faktor demografi dan non demografi. Faktor-faktor yang termasuk dalam faktor demografi adalah umur, status perkawinan dan umur kawin pertama. Sedangkan keadaan ekonomi penduduk, pendidikan, urbanisasi dan industrialisasi masuk ke dalam faktor non demografi.

Riyanto (2009) melakukan penelitian untuk mendapatkan model fertilitas di provinsi Sulawesi Utara menggunakan analisis regresi logistik. Unit penelitian adalah wanita berusia 15-49 tahun dengan status pernah kawin. Variabel respon yang digunakan dalam penelitian tersebut berupa data biner, dengan kategori 1 untuk jumlah anak lahir hidup lebih dari dua, dan kategori 0 untuk lainnya. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa daerah tempat tinggal, umur, tingkat pendidikan, umur kawin pertama, partisipasi KB, ada tidaknya anak kandung yang meninggal dan pendapatan per kapita berpengaruh terhadap fertilitas. Penelitian juga dilakukan oleh Lesmana (2010) untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi tingkat fertilitas pada wanita pernah kawin berusia subur di kecamatan Tempeh, Kabupaten Lumajang dengan menggunakan analisis regresi berganda. Hasil dari penelitian tersebut memberikan kesimpulan bahwa variabel lama pemakaian alat kontrasepsi, lama periode produksi, umur perkawinan pertama, tingkat pendidikan, dan mortalitas bayi berpengaruh secara signifikan terhadap fertilitas.

Rusmasari (2011) menambahkan efek dependensi spasial pada penelitiannya untuk mendapatkan model yang mempengaruhi fertilitas di provinsi Lampung.

Penelitian ini menunjukkan bahwa ada dependensi spasial pada variabel fertilitas dengan menggunakan matriks pembobot spasial *queen contiguity*. Hasil dari penelitian ini menunjukkan variabel pertumbuhan ekonomi, persentase wanita tidak KB, rata-rata umur perkawinan pertama, persentase wanita bekerja di sektor pertanian, dan persentase wanita bekerja di sektor industri berpengaruh signifikan terhadap persentase wanita dengan fertilitas tinggi di Provinsi Lampung.

2.2.2 Keterkaitan Etnis dan Fertilitas

Pengertian etnis menurut BPS adalah golongan suku yang tinggal di suatu wilayah yang biasanya ditandai dengan kebudayaan dan adat-istiadat tertentu. Terdapat banyak literatur dalam ilmu sosiologi dan demografi yang mengkaji mengapa etnis tertentu memiliki perbedaan tingkat fertilitas. Poston Jr, Chang, dan Dan (2006) menyatakan bahwa kelompok etnis minoritas di Amerika Serikat mempunyai tingkat fertilitas yang berbeda (biasanya lebih tinggi) dibandingkan dengan kelompok etnis mayoritas (kulit putih). Hal tersebut juga terjadi di negara China, dimana dari hasil penelitian Poston Jr, dkk (2006), dengan menggunakan regresi Poisson, menunjukkan bahwa terdapat perbedaan fertilitas antara etnis minoritas di China (*korean, manchu, hui, mongolian, zhuang, miao, yi, dan uygur*) dengan etnis mayoritas (etnis *han*).

Selanjutnya Coleman dan Dubuc (2010) meneliti perbedaan fertilitas antar etnis minoritas di Inggris. Perbandingan tingkat fertilitas dilakukan terhadap tiga kelompok, yaitu wanita yang lahir di Inggris, imigran wanita yang berasal dari kelompok minoritas dan wanita penduduk asli. Hasil dari penelitian tersebut adalah tingkat fertilitas etnis *indian, china* dan *black caribbean* mempunyai tingkat fertilitas dibawah rata-rata fertilitas nasional Inggris, sedangkan wanita dengan etnis *pakistan* dan *bangladesh* mempunyai tingkat fertilitas diatas rata-rata.

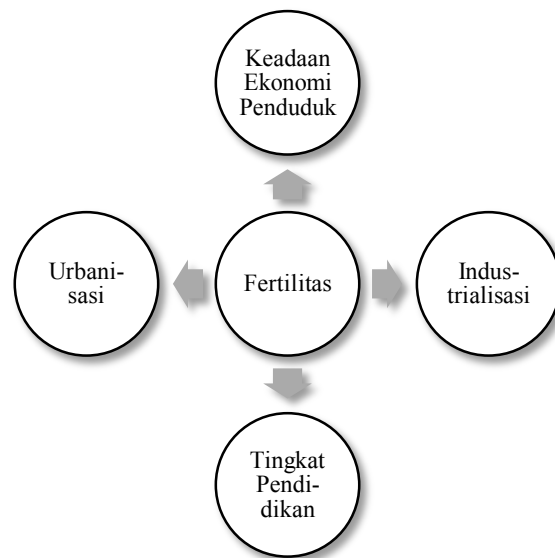
Penelitian mengenai keterkaitan etnis dengan fertilitas di Indonesia dilakukan oleh Sudibia, Rimbawan, Marhaeni dan Rustariyuni (2013). Sudibia, dkk melakukan penelitian mengenai perbandingan fertilitas antara penduduk migran dan non migran di Kabupaten Badung dan Kota Denpasar, Provinsi Bali. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa paritas paripurna, pada wanita dengan kelompok umur 45-49 tahun, penduduk migran lebih tinggi dibandingkan dengan

penduduk non migran. Perbedaan tersebut terjadi karena adanya perbedaan faktor-faktor sosial ekonomi, seperti umur perkawinan pertama lebih rendah, lama menyusui lebih singkat, partisipasi dalam program KB lebih rendah, tingkat pendidikan lebih rendah, dan proporsi yang bekerja juga lebih rendah.

2.2.3 Pemilihan Variabel Penyerta

Penggunaan variabel penyerta merupakan salah satu cara untuk mengatasi dua masalah pokok dalam SAE, yang sudah dijelaskan pada sub bab 2.1. Rao (2003) menyatakan bahwa pemilihan variabel-variabel penyerta mempengaruhi estimasi tidak langsung dalam menghasilkan dugaan yang lebih akurat. Variabel penyerta yang digunakan dalam penelitian ini mengacu kepada faktor-faktor non demografi yang mempengaruhi fertilitas menurut Mantra (2000). Faktor-faktor non demografi tersebut adalah keadaan ekonomi penduduk, pendidikan, urbanisasi dan industrialisasi. Ilustrasi faktor non demografi yang mempengaruhi fertilitas disajikan pada Gambar 2.3.

Penelitian mengenai pengaruh keadaan ekonomi penduduk terhadap fertilitas dilakukan oleh Siddiqui (1996) yang menggunakan pendapatan per kapita sebagai indikator yang berkorelasi terhadap fertilitas. Kemudian, Schultz (2005) melakukan penelitian tentang pengaruh pendapatan yang mengalir dari modal manusia (ayah dan ibu) dan pendapatan yang mengalir dari modal fisik, tanah, dan sumber daya alam lainnya terhadap fertilitas di Kenya. Maloney, Hanson dan Smith (2014) dalam penelitiannya tentang fertilitas di Amerika menyimpulkan bahwa keluarga pertanian mempunyai tingkat fertilitas yang tinggi, dimana pada akhir-akhir umurnya mereka terus menambah jumlah anak yang dilahirkan, yang mungkin bertujuan untuk keberlangsungan tenaga kerja keluarga di bidang pertanian terutama untuk mendukung orang tuanya yang mulai menua. Dari ketiga penelitian tersebut menunjukkan bahwa keadaan ekonomi rumah tangga memiliki hubungan terhadap jumlah anak yang dilahirkan, baik dilihat dari pendapatan, modal maupun sektor usaha keluarga. Lebih lanjut Schultz (2005) juga menyatakan bahwa fertilitas biasanya lebih tinggi pada keluarga miskin di dalam masyarakat, dan antar negara yang mempunyai fertilitas tinggi cenderung mempunyai rata-rata pendapatan yang rendah.



Gambar 2.3 Faktor Non Demografi yang Mempengaruhi Fertilitas (Mantra, 2000)

Di Indonesia informasi mengenai jumlah rumah tangga miskin yang tersedia sampai level desa didapatkan dari hasil pendataan program perlindungan sosial. Salah satu implementasi dari pendataan tersebut adalah program jaminan kesehatan sosial bagi warga miskin dan tidak mampu dalam bentuk Jamkesmas. Sedangkan bagi warga tidak mampu yang belum mendapatkan Jamkesmas, jika membutuhkan pelayanan kesehatan bisa menggunakan Surat Keterangan Tidak Mampu (SKTM) yang dikeluarkan oleh pemerintah desa.

Pendidikan khususnya pendidikan ibu, mempunyai korelasi yang kuat terhadap fertilitas (Siddiqui, 1996). Penelitian yang dilakukan oleh Naz, Nilsen dan Vagstad (2002) menunjukkan bahwa terdapat pengaruh yang signifikan dan positif dari tingkat pendidikan ibu terhadap fertilitas di Norwegia. Kemudian Chani, Shahid dan Hassan (2011) dalam penelitiannya di Pakistan menunjukkan bahwa tingkat pendidikan ibu dan urbanisasi memainkan peranan yang signifikan dalam menurunkan tingkat fertilitas.

Urbanisasi menurut ensiklopedi nasional Indonesia adalah suatu proses kenaikan proporsi jumlah penduduk yang tinggal di perkotaan. Sedangkan Nas (2010) dalam Harahap (2013) menyatakan bahwa urbanisasi merupakan suatu proses pembentukan kota yang digerakkan oleh perubahan struktural dalam masyarakat sehingga daerah-daerah yang dulu merupakan daerah pedesaan dengan

struktur mata pencaharian yang agraris maupun sifat kehidupan masyarakatnya lambat laun atau melalui proses yang mendadak memperoleh sifat kehidupan daerah perkotaan. Beberapa indikator yang digunakan oleh BPS dalam menentukan suatu daerah masuk dalam kategori perdesaan atau perkotaan adalah akses ke fasilitas umum dan banyaknya rumah tangga pengguna listrik. Guo, Wu dan Schimmele (2012) dalam penelitiannya tentang pengaruh urbanisasi terhadap fertilitas di China menyimpulkan bahwa di sebagian besar provinsi di China, urbanisasi dihubungkan dengan penurunan tingkat fertilitas di level provinsi.

Wanamaker (2012) melakukan penelitian tentang pengaruh industrialisasi terhadap fertilitas di *South Carolina*. Wanamaker (2012) menggunakan data dari tahun 1881 sampai dengan tahun 1900 untuk menunjukkan bahwa perkembangan pabrik tekstil bertepatan dengan penurunan fertilitas sebesar 6-10 persen di *South Carolina*. Hasil dari penelitian tersebut menunjukkan bahwa dampak dari industrialisasi menyumbang penurunan fertilitas di lokasi penelitian. Selanjutnya, penelitian lain terkait industrialisasi dan fertilitas dilakukan oleh Franck dan Galor (2015). Berdasarkan penelitian tersebut, Franck dan Galor (2015) menunjukkan bahwa industrialisasi adalah katalis utama dalam penurunan fertilitas pada perjalanan transisi demografi, dan mengkonfirmasi bahwa dampak industrialisasi pada masa awal transisi demografi adalah melalui kenaikan permintaan modal manusia.

Beberapa penelitian yang sudah dilakukan tersebut menunjukkan bahwa faktor-faktor non demografi mempunyai peranan dalam perubahan tingkat fertilitas. Sehingga faktor-faktor non demografi tersebut bisa digunakan sebagai variabel penyerta dalam penelitian ini. Pemilihan variabel penyerta disesuaikan dengan ketersediaan data berdasarkan unit observasi dalam penelitian ini yaitu desa di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.

Faktor keadaan ekonomi penduduk, variabel yang digunakan adalah persentase penduduk penerima Jamkesmas dan persentase penduduk penerima surat keterangan tidak mampu (SKTM). Variabel yang digunakan untuk faktor tingkat pendidikan adalah persentase wanita usia subur dengan pendidikan lebih dari SMA dan rasio sekolah per 1000 wanita. Faktor industrialisasi menggunakan variabel rasio industri per 1000 wanita dan persentase wanita usia subur yang bekerja.

Sedangkan faktor urbanisasi menggunakan persentase keluarga pengguna listrik, rata-rata jarak terhadap sarana kesehatan, dan rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk. Dari sembilan variabel tersebut akan dipilih variabel yang berpengaruh signifikan terhadap variabel respon, yaitu proporsi wanita usia subur dengan fertilitas tinggi. Proses pemilihan variabel akan dijelaskan pada Bab 3. Variabel-variabel yang signifikan kemudian akan digunakan sebagai variabel penyerta dalam model SEBLUP untuk estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 3

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang akan digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari BPS. Untuk variabel respon yaitu persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi, berasal dari *raw data* Susenas 2014, sedangkan variabel penyerta diperoleh dari *raw data* pendataan Podes 2014 serta Sensus Penduduk 2010. Informasi etnis mayoritas yang berada di setiap desa, yang akan digunakan untuk membentuk pembobot *customized contiguity* diperoleh dari hasil pendataan Podes 2014. Populasi dalam penelitian ini adalah 99 desa dan kelurahan yang berada di Kabupaten Mamuju serta 56 desa di wilayah Kabupaten Mamuju Tengah. Gambaran populasi desa dalam penelitian ini, disajikan seperti pada Gambar 3.1.



Gambar 3.1 Peta Wilayah Administrasi Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah

Unit observasi dalam penelitian ini adalah desa-desa di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah yang mempunyai sampel Susenas 2014. Desa sampel yang dijadikan unit observasi adalah desa sampel yang hasil estimasi langsung untuk variabel responnya mempunyai nilai variasi tidak sama dengan nol. Ada sebanyak 34 desa dan kelurahan di Kabupaten Mamuju yang memiliki sampel Susenas, sedangkan di kabupaten Mamuju Tengah terdapat 15 desa yang mempunyai sampel Susenas, sehingga keseluruhan terdapat 49 desa yang mempunyai sampel susenas untuk kedua kabupaten. Oleh karena itu unit observasi dalam penelitian ini akan ada sebanyak 49 desa dikurangi dengan banyaknya desa dengan nilai estimasi langsung variabel respon yang mempunyai nilai varians sama dengan.

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian yang digunakan terdiri dari variabel respon dan variabel penyerta dengan penjelasan sebagai berikut.

3.2.1 Variabel Respon

Variabel respon yang digunakan dalam penelitian ini adalah persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi. Wanita usia subur menurut konsep BPS adalah wanita berusia 15-49 tahun, dengan status pernah kawin (kawin, cerai hidup, cerai mati). Nilai variabel respon tersebut didapatkan melalui raw data Susenas 2014, dengan cara estimasi langsung untuk desa dan kelurahan yang terdapat sampel Susenas. Tata cara estimasi langsung untuk variabel respon dijelaskan lebih lanjut di bagian 3.3.1.

3.2.2 Variabel Penyerta

Variabel penyerta yang akan digunakan dalam penelitian ini yang diduga berpengaruh terhadap variabel respon adalah sebagai berikut:

x_1 = persentase penduduk penerima Jamkesmas,

x_2 = persentase penduduk penerima SKTM,

x_3 = persentase wanita usia subur dengan tingkat pendidikan lebih dari SMA,

x_4 = rasio sekolah per 1000 wanita,

- x_5 = rasio industri per 100 wanita,
 x_6 = persentase wanita usia subur yang bekerja,
 x_7 = persentase keluarga pengguna listrik,
 x_8 = rata-rata jarak terhadap sarana kesehatan,
 x_9 = rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk.

Definisi operasional untuk masing-masing variabel penyerta adalah sebagai berikut:

1. **Persentase penduduk penerima Jamkesmas**, merupakan perbandingan antara penduduk yang mendapatkan kartu Jamkesmas dan Jamkesda dengan total jumlah penduduk di suatu desa dikali 100 persen. Jamkesmas merupakan program jaminan kesehatan sosial yang diberikan oleh pemerintah bagi masyarakat miskin dan tidak mampu. Jamkesda merupakan program yang sama dengan Jamkesmas, akan tetapi pembiayaannya ditanggung oleh pemerintah daerah.
2. **Persentase penduduk penerima SKTM**, yaitu perbandingan antara jumlah SKTM yang dikeluarkan oleh pemerintah terhadap total penduduk dikalikan 100 persen. SKTM yang dikeluarkan oleh Kepala Desa/Lurah, setelah dilakukan verifikasi oleh Puskesmas. Puskesmas melakukan pengecekan atau verifikasi ke rumah keluarga yang miskin atau tidak mampu sesuai dengan kriteria yang ada untuk memastikan bahwa keluarga tersebut benar-benar miskin atau tidak mampu. SKTM ini hanya berlaku sekali pada saat sakit,
3. **Persentase wanita usia subur dengan tingkat pendidikan lebih dari SMA**, adalah perbandingan antara wanita usia subur dengan pendidikan SMA keatas dengan total wanita usia subur dikali 100 persen.
4. **Rasio sekolah per 1000 wanita**, yaitu perbandingan jumlah sekolah (SMP, SMA, Universitas sederajat) per 1000 wanita.
5. **Rasio industri per 100 wanita**, yaitu perbandingan jumlah industri pengolahan per 100 wanita. Industri pengolahan adalah suatu kegiatan ekonomi yang melakukan kegiatan mengubah suatu barang dasar secara mekanis, kimia, atau dengan tangan sehingga menjadi barang jadi atau barang setengah jadi, dan atau barang yang kurang nilainya menjadi yang lebih tinggi nilainya, dan sifatnya lebih dekat ke pemakai akhir. Industri yang dicakup

dalam penelitian ini adalah industri dari kulit, industri dari kayu, industri dari logam mulia atau bahan logam, industri anyaman, industri gerabah/keramik/batu, industri dari kain/tenun, industri makanan dan minuman, dan industri lainnya.

6. **Persentase wanita usia subur yang bekerja**, adalah perbandingan antara wanita usia subur yang bekerja dengan total wanita usia subur dikali 100 persen.
7. **Persentase keluarga pengguna listrik**, adalah perbandingan keluarga pengguna listrik PLN dan non PLN terhadap total jumlah keluarga dikali 100 persen. Keluarga pengguna listrik PLN adalah keluarga pengguna/pelanggan listrik yang disalurkan oleh PLN. Sedangkan keluarga pengguna listrik non PLN adalah pengguna/pelanggan listrik selain dari PLN, misalnya generator, listrik yang diusahakan pemerintah daerah, swasta, dan listrik swadaya masyarakat.
8. **Rata-rata jarak terhadap sarana kesehatan**, adalah rata-rata jarak dari kantor kepala desa/lurah ke sarana kesehatan terdekat.
9. **Rasio sarana kesehatan per 1000 penduduk**, yaitu rasio total sarana kesehatan yang terdapat di desa/kelurahan terhadap 1000 penduduk. Sarana kesehatan yang dimaksud dalam penelitian ini adalah puskesmas dengan rawat inap, puskesmas tanpa rawat inap, poskesdes, polindes, posyandu, poliklinik, tempat praktek dokter dan tempat praktek bidan.

3.3 Tahapan Analisis Data

Langkah-langkah yang dilakukan untuk mencapai tujuan dalam penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

3.3.1 Estimasi Langsung Variabel Respon

Variabel respon, persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi didapatkan dari *raw* data Susenas Kor 2014. Wanita usia subur yang dicakup disini adalah wanita berumur 15-49 tahun dengan status pernah kawin (status perkawinan kawin, cerai hidup, dan cerai mati) dan pernah melahirkan anak lahir hidup. *Recode* variabel kemudian dilakukan untuk rincian jumlah anak lahir hidup (laki-laki dan

perempuan), dengan tujuan untuk memisahkan wanita usia subur dengan fertilitas tinggi dan rendah. Selanjutnya dilakukan tabulasi untuk mendapatkan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi menurut desa yang memiliki sampel susenas. Nilai persentase ini yang selanjutnya dijadikan sebagai variabel respon.

3.3.2 Pemilihan Variabel Penyerta

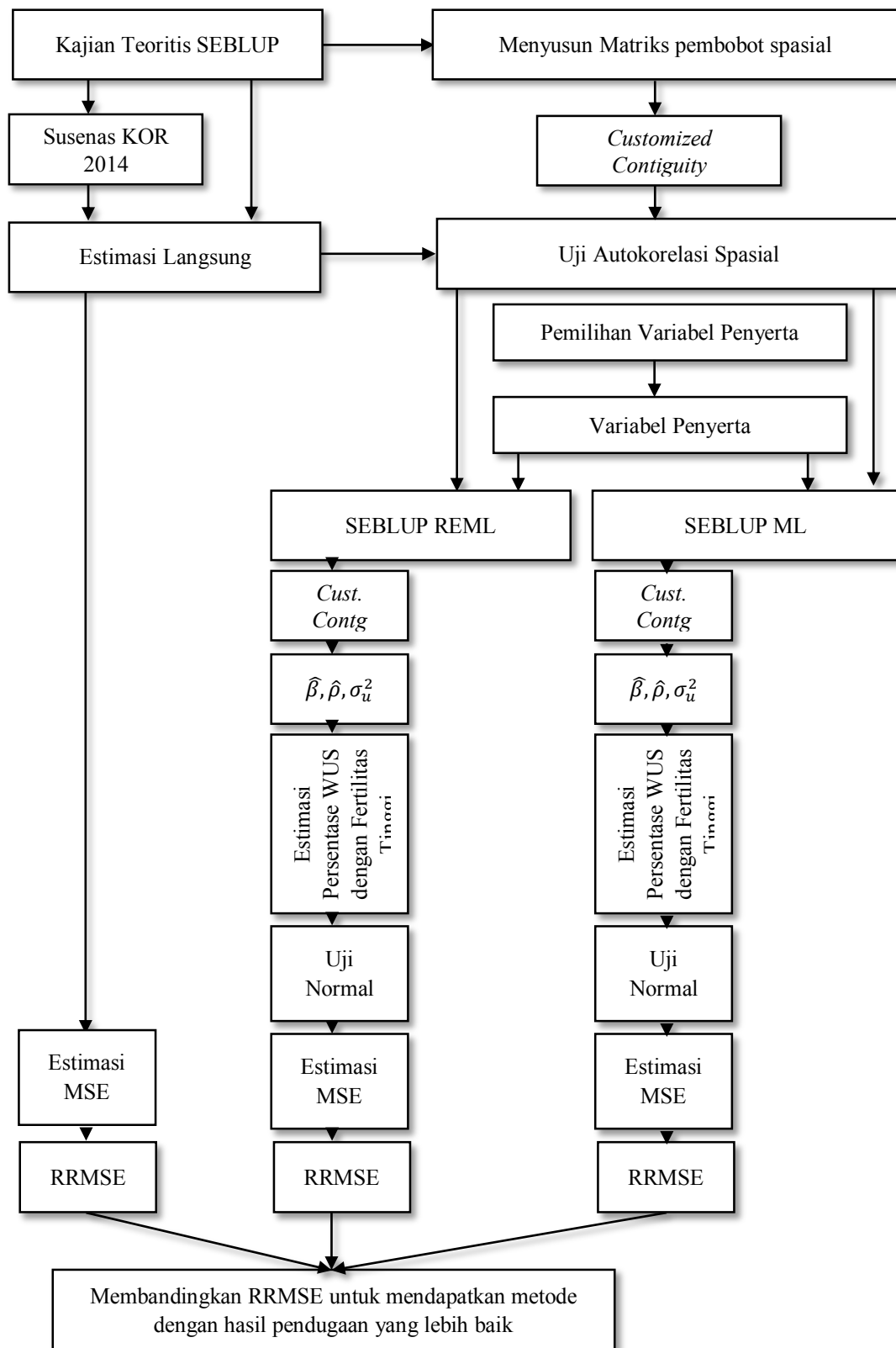
SAE merupakan suatu teknik estimasi parameter area kecil yang memanfaatkan informasi dari dalam area itu sendiri, luar area, dan dari hasil survei atau sensus lain (Longford, 2005). Teknik estimasi seperti ini disebut juga sebagai estimasi tidak langsung (*indirect estimation*), karena dalam proses estimasi tersebut mencakup data tambahan dari area lain yang digunakan sebagai variabel penyerta. Variabel penyerta dalam penelitian ini dipilih berdasarkan nilai signifikansi parameter hasil estimasi menggunakan metode SEBLUP prosedur REML. Pemilihan variabel penyerta dilakukan beberapa tahap, dengan setiap tahapnya dipilih variabel dengan nilai signifikansi tertinggi, untuk kemudian dikeluarkan dari model. Sehingga pada tahap akhir didapatkan variabel penyerta yang seluruhnya signifikan sesuai dengan tingkat signifikansi yang sudah ditetapkan. Variabel penyerta yang terpilih kemudian akan digunakan untuk melakukan estimasi nilai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi.

3.3.3 Model SEBLUP

1. Untuk mencapai tujuan penelitian yang pertama, yaitu melakukan kajian terhadap estimator menggunakan metode SEBLUP dengan prosedur REML, maka langkah-langkah yang ditempuh adalah sebagai berikut.
 - a. Melakukan kajian terhadap estimator menggunakan metode SEBLUP dengan metode REML
 - i. Menuliskan fungsi *log restricted likelihood*,
 - ii. Membuat turunan parsial fungsi *log restricted likelihood* terhadap σ_u^2 dan ρ ,
 - iii. Menggunakan algoritma *nelder-mead* dan *scoring* untuk mendapatkan $\hat{\sigma}_u^2$ dan ρ ,
 - iv. Menggunakan $\hat{\sigma}_u^2$ dan ρ untuk menghitung MSE metode REML.

2. Untuk mencapai tujuan yang kedua, yaitu menerapkan metode SEBLUP prosedur REML untuk mendapatkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah maka langkah-langkah yang ditempuh adalah sebagai berikut
 - a. Melakukan estimasi langsung ($\hat{\theta}_i$) yaitu menghitung persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada 49 desa yang mempunyai sampel Susenas 2014, seperti pada tahapan analisis data bagian 3.3.1,
 - b. Menentukan desa-desa yang menjadi unit observasi,
 - c. Membentuk matriks pembobot spasial W dengan menggunakan metode *customized contiguity* seperti pada langkah 3.3.2,
 - d. Menghitung autokorelasi spasial menggunakan matriks pembobot spasial W pada nilai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi hasil estimasi langsung melalui uji *Moran's I*,
 - e. Melakukan estimasi dengan metode SEBLUP REML menggunakan pembobot spasial pada tahap (b), dengan langkah-langkah sebagai berikut
 - i. Mendapatkan estimator β dengan menggunakan metode *generalized least square* (GLS) sesuai dengan persamaan:

$$\hat{\beta} = (X^T V^{-1} X)^{-1} X^T V^{-1} \hat{\theta},$$
 - ii. Mendapatkan estimator $\hat{\sigma}_u^2$ dan $\hat{\rho}$ dengan menyelesaikan iterasi menggunakan algoritma *nelder-mead* dan algoritma skoring seperti pada tujuan (1),
 - iii. Melakukan estimasi angka persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi ($\tilde{\theta}_i^S$), pada desa-desa unit observasi menggunakan formula pada persamaan (2.7) dengan menggunakan prosedur REML,
 - iv. Menguji kenormalan residual dengan uji *anderson-darling*.
 - v. Melakukan estimasi angka persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi, pada desa-desa yang tidak mempunyai sampel (bukan unit observasi).



Gambar 3.2 Tahapan Analisis Data

3. Untuk mencapai tujuan yang ketiga, yaitu melakukan perbandingan hasil estimasi menggunakan SEBLUP ML dan SEBLUP REML serta estimasi langsung, langkah-langkah yang ditempuh adalah sebagai berikut:
 - a. Menghitung MSE hasil dari estimasi langsung menggunakan persamaan (2.8),
 - b. Melakukan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada desa-desa yang menjadi unit observasi dengan SEBLUP ML seperti yang dilakukan oleh Pratesi dan Salvati (2008) serta Arrosid (2014),
 - c. Mendapatkan estimasi MSE untuk metode SEBLUP ML dan SEBLUP REML,
 - d. Menghitung RRMSE dari hasil estimasi menggunakan SEBLUP ML, estimasi menggunakan SEBLUP REML, dan estimasi langsung,
 - e. Membandingkan nilai RRMSE yang didapatkan pada langkah (c) sehingga bisa mendapatkan metode dengan hasil pendugaan yang terbaik.

BAB 4

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dilakukan analisis dan pembahasan tentang estimator *Small Area Estimation* dengan metode SEBLUP menggunakan prosedur REML. Membentuk matriks pembobot spasial *customized contiguity* berdasarkan etnis mayoritas yang tinggal di desa-desa observasi, kemudian melakukan pemilihan variabel penyerta dan menggunakan variabel penyerta tersebut untuk mengestimasi persentase wanita usia subur yang mempunyai fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.

4.1 Kajian Estimator SEBLUP Prosedur REML

Jika diberikan data

$$\begin{matrix} y_{11}, & y_{12}, & \dots & y_{1n_1} \\ y_{21}, & y_{22}, & \dots & y_{1n_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_{m1}, & y_{m2}, & \dots & y_{mn_m} \end{matrix}$$

dan misalnya estimator parameter yang ingin diketahui $\hat{\theta}_i = f(y_i)$ dengan variabel penyerta $x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi}$ dengan $i = 1, \dots, m$, dan p adalah jumlah variabel penyerta. Jika diasumsikan bahwa estimasi langsung θ untuk wilayah ke- i (θ_i) diketahui dan *design unbiased* maka estimator parameter $\hat{\theta}_i$ dapat ditunjukkan sebagai

$$\hat{\theta}_i = \theta_i + e_i \quad (4.1)$$

dimana e_i adalah sampling error dengan rata-rata 0 dan varians σ_{ei}^2 . Hubungan spasial antar data pada wilayah yang berbeda biasanya berdasarkan pengembangan kebertetanggaan dan autokorelasi antar wilayah didalam struktur kebertetanggaan. Ketergantungan spasial antar *small area* diperkenalkan dengan model linier campuran dengan efek random berkorelasi spasial untuk parameter θ_i .

$$\theta_i = x_i\beta + z_iv_i \quad (4.2)$$

Dari persamaan 4.1 dan 4.2 diperoleh

$$\hat{\theta}_i = x_i\beta + z_iv_i + e_i \quad (4.3)$$

Persamaan 4.3 jika disajikan dalam bentuk matriks adalah

$$\hat{\boldsymbol{\theta}} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{v} + \mathbf{e} \quad (4.4)$$

dengan \mathbf{X} adalah matriks variabel penyerta berukuran $m \times p$, $\boldsymbol{\beta}$ adalah vektor parameter regresi, \mathbf{Z} adalah matriks positif konstan berukuran $m \times m$ yang diketahui, dan \mathbf{v} adalah vektor variasi spasial orde kedua berukuran $m \times 1$. Deviasi dari $\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$ dalam penelitian ini merupakan hasil dari proses *simultaneous autoregressive* (SAR) dengan parameter spatial autoregressive coefficient ρ dan matriks pembobot spasial \mathbf{W} berukuran $m \times m$ yaitu

$$\begin{aligned} \mathbf{v} &= \rho\mathbf{W}\mathbf{v} + \mathbf{u} \\ \mathbf{v} - \rho\mathbf{W}\mathbf{v} &= \mathbf{u} \\ \mathbf{v} &= (\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u} \end{aligned} \quad (4.5)$$

dimana \mathbf{u} adalah vektor error independen berukuran $m \times 1$ dengan rata-rata 0 dan varians σ_u^2 dan \mathbf{I} adalah matriks identitas. Sehingga

$$\begin{aligned} \text{VAR}(\mathbf{v}) &= E \left[(\mathbf{v} - E(\mathbf{v}))(\mathbf{v} - E(\mathbf{v}))^T \right] \\ &= E[(\mathbf{v} - \mathbf{0})(\mathbf{v} - \mathbf{0})^T] \\ &= E(\mathbf{v}\mathbf{v}^T) \\ &= E[(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}((\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u})^T] \\ &= E[(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}(\mathbf{u}^T(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1})^T] \\ &= E[(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}\mathbf{u}(\mathbf{u}^T)(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W}^T)^{-1}] \\ &= (\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^{-1}E(\mathbf{u}\mathbf{u}^T)(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W}^T)^{-1} \\ \text{VAR}(\mathbf{v}) &= \sigma_u^2[(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W}^T)]^{-1} = \mathbf{G} \end{aligned} \quad (4.6)$$

Kemudian untuk membentuk fungsi likelihood dari $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ maka diperlukan untuk mendapatkan rata-rata dan varians dari $\hat{\boldsymbol{\theta}}$, yaitu:

$$\begin{aligned} E(\hat{\boldsymbol{\theta}}) &= E[\mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}\mathbf{v} + \mathbf{e}] \\ &= E(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) + E(\mathbf{Z}\mathbf{v}) + E(\mathbf{e}) \\ &= E(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) + \mathbf{Z}E(\mathbf{v}) + E(\mathbf{e}) \\ &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \mathbf{Z}(0) + 0 \\ &= \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
VAR(\hat{\theta}) &= E \left[(\hat{\theta} - E(\hat{\theta})) (\hat{\theta} - E(\hat{\theta}))^T \right] \\
&= E \left[(\hat{\theta} - X\beta) (\hat{\theta} - X\beta)^T \right] \\
&= E[(Zv + e)(Zv + e)^T] \\
&= E[(Zv + e)(v^T Z^T + e^T)] \\
&= E[(Zvv^T Z^T + Zve^T + ev^T Z^T + ee^T)] \\
&= ZE(vv^T)Z^T + ZE(ve^T) + E(ev^T)Z^T + E(ee^T)
\end{aligned}$$

Karena v dan e independen, maka

$$\begin{aligned}
VAR(\hat{\theta}) &= ZE(vv^T)Z^T + Z(0) + (0)Z^T + E(ee^T) \\
&= ZGZ^T + R
\end{aligned}$$

Misalnya $VAR(\hat{\theta}) = V$ maka:

$$VAR(\hat{\theta}) = ZGZ^T + R = V$$

Sehingga $\hat{\theta}$ berdistribusi normal dengan rata-rata $X\beta$ dan mempunyai varians V , dengan fungsi *probability density function* (pdf) adalah sebagai berikut:

$$f(\hat{\theta}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}}|V|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\hat{\theta} - X\beta)^T V^{-1} (\hat{\theta} - X\beta) \right\} \quad (4.7)$$

Fungsi likelihood dari $\hat{\theta}$ adalah:

$$\begin{aligned}
L(\beta, \sigma_u^2, \rho) &= \prod_{i=1}^m f(\hat{\theta}_i) \\
L(\beta, \sigma_u^2, \rho) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{m}{2}}|V|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\hat{\theta} - X\beta)^T V^{-1} (\hat{\theta} - X\beta) \right\} \quad (4.8)
\end{aligned}$$

Prosedur *maximum likelihood* (ML) dalam mengestimasi σ_u^2 dan ρ pada *small area estimation* metode SEBLUP belum mempertimbangkan hilangnya derajat bebas karena mengestimasi β dengan $\hat{\beta}$. Henderson (1984) menyatakan bahwa estimator β pada linier mixed model didapatkan menggunakan metode GLS dengan cara “*standard*” yaitu dengan meminimumkan $e^T V^{-1} e$. Estimasi parameter β dengan menggunakan metode GLS adalah sebagai berikut.

$$\begin{aligned}
e^T V^{-1} e &= (\hat{\theta} - X\beta)^T V^{-1} (\hat{\theta} - X\beta) \\
&= [(\hat{\theta}^T - (X\beta)^T) V^{-1}] (\hat{\theta} - X\beta) \\
&= [\hat{\theta}^T V^{-1} - (X\beta)^T V^{-1}] (\hat{\theta} - X\beta)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} - (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} - \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} - 2(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} + (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
\frac{\partial(\mathbf{e}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{e})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= \frac{\partial(\hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} - 2(\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} + (\mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}} \\
&= 0 - 2\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
\frac{\partial(\mathbf{e}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{e})}{\partial \boldsymbol{\beta}} &= 0 \\
-2\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= 0 \\
\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} \\
\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} &= \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} \\
\hat{\boldsymbol{\beta}} &= (\mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{V}^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}} \tag{4.9}
\end{aligned}$$

Belum dipertimbangkan hilangnya derajat bebas pada prosedur ML mendasari penggunaan metode *restricted maximum likelihood* (REML). Hilangnya derajat bebas pada metode ML dipertimbangkan dalam metode REML dengan menggunakan data $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ yang sudah ditransformasi dengan menggunakan matriks \mathbf{F} . Transformasi yang dilakukan adalah:

$$\boldsymbol{\theta}^* = \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}$$

dimana \mathbf{F} adalah sembarang matriks ortogonal full rank berukuran $m \times (m - p)$ dengan p adalah rank dari matriks \mathbf{X} .

$$\text{rank}(\mathbf{X}) = p$$

Karena \mathbf{F} adalah matriks full rank, maka

$$\text{rank}(\mathbf{F}) = m - p.$$

Matriks \mathbf{F} harus memenuhi

$$\mathbf{F}^T \mathbf{F} = \mathbf{F} \mathbf{F}^T = \mathbf{I}$$

$$\mathbf{F}^T \mathbf{X} = 0$$

Dengan demikian rata-rata dan varians dari $\boldsymbol{\theta}^*$ adalah:

$$\begin{aligned}
E(\boldsymbol{\theta}^*) &= E(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \\
&= \mathbf{F}^T E(\hat{\boldsymbol{\theta}}) \\
&= \mathbf{F}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \\
&= 0
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\text{VAR}(\boldsymbol{\theta}^*) &= \text{VAR}(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \\
&= E \left[\left(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} - E(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right) \left(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} - E(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right)^T \right] \\
&= E \left[(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} - 0)(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} - 0)^T \right] \\
&= E \left[(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}})(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}})^T \right] \\
&= E \left[(\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}})(\hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{F}) \right] \\
&= \mathbf{F}^T E(\hat{\boldsymbol{\theta}} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T) \mathbf{F} \\
&= \mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}
\end{aligned}$$

Sehingga $\boldsymbol{\theta}^* = \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} \sim N(0, \mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})$, dengan pdf dari $\boldsymbol{\theta}^*$ adalah

$$f(\boldsymbol{\theta}^*) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{1}{2}} |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}})^T \mathbf{V}^{-1} (\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right\} \quad (4.10)$$

Fungsi likelihood untuk $\boldsymbol{\theta}^*$ adalah:

$$\begin{aligned}
L(\sigma_u^2, \rho) &= \frac{1}{(2\pi)^{\frac{(m-p)}{2}} |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}|^{\frac{1}{2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}})^T (\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})^{-1} (\mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right\} \\
&= (2\pi)^{-\frac{(m-p)}{2}} |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{F} (\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right\} \quad (4.11)
\end{aligned}$$

Berdasarkan fungsi likelihood pada persamaan 4.11 kemudian dibentuk fungsi *log-likelihood* yang hasilnya adalah:

$$\begin{aligned}
l(\sigma_u^2, \rho) &= \ln L(\sigma_u^2, \rho) \\
&= \ln \left[(2\pi)^{-\frac{(m-p)}{2}} |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}|^{-\frac{1}{2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{F} (\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}) \right\} \right] \\
&= -\frac{(m-p)}{2} \ln(2\pi) - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}| - \frac{1}{2} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{F} (\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}}. \quad (4.12)
\end{aligned}$$

Nilai $-\frac{(m-p)}{2} \ln(2\pi)$ pada persamaan 4.12 bisa diabaikan karena merupakan konstanta yang tidak mengandung parameter yang tidak diketahui. Sehingga bentuk fungsi likelihood menjadi:

$$l(\sigma_u^2, \rho) = -\frac{1}{2} \ln |\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F}| - \frac{1}{2} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{F} (\mathbf{F}^T \mathbf{V} \mathbf{F})^{-1} \mathbf{F}^T \hat{\boldsymbol{\theta}} \quad (4.13)$$

Selanjutnya dengan menggunakan diferensiasi parsial, fungsi *log likelihood* persamaan 4.13 diturunkan secara parsial terhadap σ_u^2 dan ρ untuk mendapatkan $\hat{\sigma}_u^2$ dan $\hat{\rho}$. Pada penelitian ini tidak secara khusus melakukan turunan terhadap fungsi *log likelihood*. Sehingga mengacu kepada Pratesi dan Salvati (2008) maka turunan parsial dari $l(\sigma_u^2, \rho)$ terhadap σ_u^2 dan ρ adalah sebagai berikut.

Turunan parsial dari fungsi $l(\sigma_u^2, \rho)$ terhadap σ_u^2 adalah

$$\begin{aligned} s_{R_{\sigma_u^2}}(\sigma_u^2, \rho) &= \frac{\partial l(\sigma_u^2, \rho)}{\partial \sigma_u^2} \\ &= -\frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T\} + \frac{1}{2} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T \mathbf{P} \hat{\boldsymbol{\theta}} \end{aligned}$$

dan turunan parsial dari fungsi $l(\sigma_u^2, \rho)$ terhadap ρ adalah

$$\begin{aligned} s_{R_{\rho}}(\sigma_u^2, \rho) &= \frac{\partial l(\sigma_u^2, \rho)}{\partial \rho} \\ s_{R_{\rho}}(\sigma_u^2, \rho) &= -\frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZ}\sigma_u^2[-\mathbf{C}^{-1}(2\rho\mathbf{W}\mathbf{W}^T - 2\mathbf{W})\mathbf{C}^{-1}]\mathbf{Z}^T\} \\ &\quad + \frac{1}{2} \hat{\boldsymbol{\theta}}^T \mathbf{PZ}\sigma_u^2[-\mathbf{C}^{-1}(2\rho\mathbf{W}\mathbf{W}^T - 2\mathbf{W})\mathbf{C}^{-1}]\mathbf{Z}^T \mathbf{P} \hat{\boldsymbol{\theta}} \end{aligned}$$

dengan nilai dari

$$\mathbf{P} = \mathbf{V}^{-1} - \mathbf{V}^{-1}\mathbf{X}(\mathbf{X}^T\mathbf{V}^{-1}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^T\mathbf{V}^{-1} \text{ dan}$$

$$\mathbf{C} = [(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho\mathbf{W})^T]. \quad (4.14)$$

Kemudian melakukan turunan kedua dari $l(\sigma_u^2, \rho)$ terhadap σ_u^2 dan ρ , dengan hasil sebagai berikut

$$\mathfrak{S}_R(\sigma_u^2, \rho) = \begin{bmatrix} \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T \mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T\} & \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T \mathbf{PZAZ}^T\} \\ \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZAZ}^T \mathbf{PZC}^{-1}\mathbf{Z}^T\} & \frac{1}{2} \text{tr}\{\mathbf{PZAZ}^T \mathbf{PZAZ}^T\} \end{bmatrix}$$

dengan nilai

$$\mathbf{A} = \sigma_u^2[-\mathbf{C}^{-1}(2\rho\mathbf{W}\mathbf{W}^T - 2\mathbf{W})\mathbf{C}^{-1}]. \quad (4.15)$$

Nilai estimator REML untuk σ_u^2 dan ρ kemudian diperoleh secara iteratif menggunakan algoritma *Nelder-Mead* dan algoritma skoring. Algoritma *Nelder-Mead* digunakan untuk menentukan titik awal yang akan dipakai pada algoritma skoring. Pratesi dan Salvati (2008) menyatakan bahwa fungsi algoritma skoring yang digunakan adalah:

$$\begin{bmatrix} \sigma_u^2 \\ \rho \end{bmatrix}^{(n+1)} = \begin{bmatrix} \sigma_u^2 \\ \rho \end{bmatrix}^{(n)} + \mathfrak{S}_R(\sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)})^{-1} s \left[\hat{\boldsymbol{\beta}}(\sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)}), \sigma_u^{2(n)}, \rho^{(n)} \right]$$

Dimana n menunjukkan banyaknya iterasi.

Hasil dari σ_u^2 dan ρ kemudian digunakan untuk mendapatkan MSE. MSE SBLUP (*Spatial* BLUP) tergantung kepada dua parameter (σ_u^2, ρ) dinyatakan sebagai:

$$MSE[\hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)] = g_{1i}(\sigma_u^2, \rho) + g_{2i}(\sigma_u^2, \rho)$$

dengan

$$\begin{aligned} g_{1i}(\sigma_u^2, \rho) &= \mathbf{b}_i^T \{ \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} - \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ &\quad \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} \mathbf{Z} \sigma_u^2 \\ &\quad \times [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \} \mathbf{b}_i \end{aligned}$$

dan

$$\begin{aligned} g_{2i}(\sigma_u^2, \rho) &= (\mathbf{x}_i - \mathbf{b}_i^T \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ &\quad \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} \mathbf{X}) \\ &\quad \times (\mathbf{X}^T \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} \mathbf{X}^{-1}) \\ &\quad \times (\mathbf{x}_i - \mathbf{b}_i^T \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \\ &\quad \times \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1} \mathbf{X})^T \end{aligned}$$

Untuk Spatial EBLUP, $MSE[\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})]$ menurut Pratesi dan Salvati (2008) adalah

$$MSE[\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})] = MSE[\hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)] + E[\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) - \hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)]^2$$

Bagian terakhir pada formula diatas kemudian diuraikan sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) - \hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho) \approx \left\{ \frac{\partial \hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)}{\partial (\sigma_u^2, \rho)} \right\}^T ((\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})^T - (\sigma_u^2, \rho)^T)$$

diketahui bahwa

$$\left\{ \frac{\partial \hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)}{\partial (\sigma_u^2, \rho)} \right\} \approx \left\{ \frac{\partial (\mathbf{b}_i^T \mathbf{G} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial (\sigma_u^2, \rho)} \right\} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}})$$

dengan

$$\sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \text{ dan}$$

$$\mathbf{V}^{-1} = \{ \text{diag}(\psi_i) + \mathbf{Z} \sigma_u^2 [(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})(\mathbf{I} - \rho \mathbf{W})^T]^{-1} \mathbf{Z}^T \}^{-1}, \text{ sehingga}$$

$$E \left[\left\{ \frac{\partial \hat{\theta}_i^S(\sigma_u^2, \rho)}{\partial (\sigma_u^2, \rho)} \right\}^T ((\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})^T - (\sigma_u^2, \rho)^T) \right]^2 \approx E \left[\left\{ \frac{\partial (\mathbf{b}_i^T \mathbf{G} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial (\sigma_u^2, \rho)} \right\} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}}) \right]^2$$

Berdasarkan Salvati dan Pratesi (2008), diketahui bahwa

$$\begin{aligned}
& E \left[\left\{ \frac{\partial(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial(\sigma_u^2, \rho)} \right\} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \right]^2 \\
& \approx \text{tr} \left\{ E \left[\left\{ \frac{\partial(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial(\sigma_u^2, \rho)} \right\} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \right. \right. \\
& \quad \times \left. \left. \left[\left\{ \frac{\partial(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial(\sigma_u^2, \rho)} \right\} (\hat{\boldsymbol{\theta}} - \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}) \right]^T \right] \bar{\mathbf{V}}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \right\} \\
& \approx \text{tr} \left\{ \left[\frac{\partial(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial(\sigma_u^2, \rho)} \right] \mathbf{V} \left[\frac{\partial(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})}{\partial(\sigma_u^2, \rho)} \right]^T \bar{\mathbf{V}}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \right\} = g_{3i}(\sigma_u^2, \rho)
\end{aligned}$$

Dengan melakukan derivatif dari $(\mathbf{b}_i^T \mathbf{GZ}^T \mathbf{V}^{-1})$ terhadap (σ_u^2, ρ) maka didapatkan

$$\begin{aligned}
g_{3i}(\sigma_u^2, \rho) = \text{tr} \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{b}_i^T (\mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \\ \mathbf{b}_i^T (\mathbf{AZ}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{AZ}^T \mathbf{V}^{-1})) \end{bmatrix} \mathbf{V} \right. \\
\left. \times \begin{bmatrix} \mathbf{b}_i^T (\mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T \mathbf{V}^{-1})) \\ \mathbf{b}_i^T (\mathbf{AZ}^T \mathbf{V}^{-1} + \sigma_u^2 \mathbf{C}^{-1} \mathbf{Z}^T (-\mathbf{V}^{-1} \mathbf{Z} \mathbf{AZ}^T \mathbf{V}^{-1})) \end{bmatrix}^T \bar{\mathbf{V}}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) \right\}
\end{aligned}$$

dengan nilai \mathbf{C} dan \mathbf{A} sesuai pada persamaan 4.4 dan 4.5, serta $\bar{\mathbf{V}}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})$ adalah matriks kovarians asimtotik dari $\hat{\sigma}_u^2$ dan $\hat{\rho}$.

Untuk penggunaan yang lebih praktis, Pratesi dan Salvati (2008) menggunakan hasil yang didapatkan oleh Harville dan Jeske (1992) serta Zimmerman dan Cressie (1992) untuk mendapatkan estimator $MSE[\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})]$ SEBLUP prosedur REML yaitu:

$$MSE[\hat{\theta}_i^S(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho})] \approx g_{1i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + g_{2i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}) + 2g_{3i}(\hat{\sigma}_u^2, \hat{\rho}).$$

4.2 Penerapan SEBLUP Prosedur REML

4.2.1 Estimasi Langsung

Estimasi langsung persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi hanya dapat dilakukan terhadap desa-desa yang mempunyai sampel Susenas 2014. Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah secara keseluruhan menaungi sebanyak 155 desa dan kelurahan pada tahun 2014. Dari keseluruhan jumlah desa

tersebut, di Kabupaten Mamuju ada sebanyak 31 desa dan kelurahan yang memiliki sampel Susenas 2014 yang dijadikan unit observasi, sedangkan di Kabupaten Mamuju Tengah dari total 56 desa, terdapat 14 desa yang mempunyai sampel Susenas 2014 yang dijadikan sebagai unit observasi. Sehingga ada sebanyak 45 desa yang akan dijadikan unit observasi di kedua kabupaten. Banyaknya sampel wanita usia subur menurut unit observasi, dapat dilihat pada Lampiran 1.

Pada penelitian ini, estimasi langsung persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi didapatkan dari *raw* data Susenas 2014 dengan cara memilih sampel individu berjenis kelamin wanita dengan umur 15-49 tahun, dengan status pernah kawin dan memiliki anak kandung lahir hidup lebih dari dua, dibagi dengan total wanita berumur 15-49 tahun dengan status pernah kawin dan mempunyai anak kandung lahir hidup, kemudian dikalikan seratus. Status pernah kawin yang dimaksud dalam penelitian ini adalah seorang wanita yang mempunyai status perkawinan kawin, cerai hidup atau cerai mati. Cakupan dalam penelitian ini hanya difokuskan pada wanita usia subur yang pernah melahirkan anak kandung lahir hidup dan tidak mencakup infertilitas. Hasil statistik deskriptif persentase wanita usia subur dengan tingkat fertilitas tinggi hasil estimasi langsung disajikan pada Tabel 4.1, sedangkan nilai hasil estimasi langsung untuk setiap desa yang memiliki sampel Susenas 2014 dapat dilihat pada Lampiran 2.

Tabel 4.1 Nilai Ringkasan Statistik Deskriptif Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi

Satistik	Persentase wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi
Rata-rata	57,58
Varians	299,308
Minimum	25
Median	60
Maksimum	90

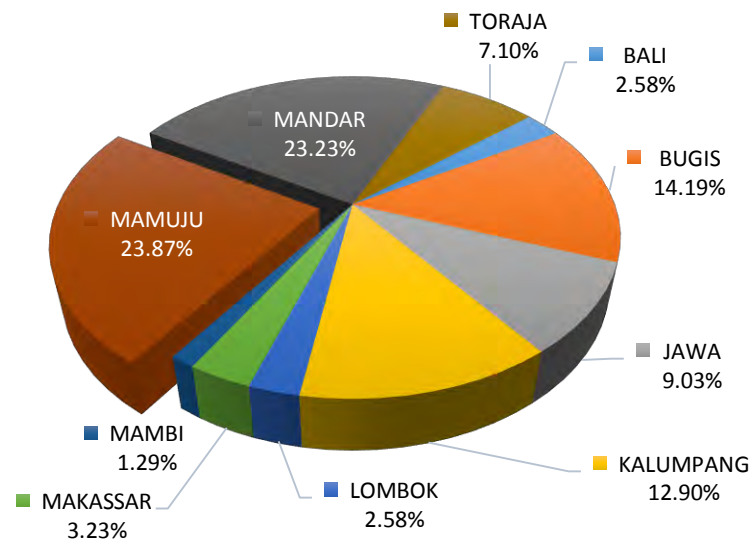
Statistik deskriptif estimasi langsung seperti yang disajikan pada Tabel 4.1 menunjukkan bahwa nilai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi yang paling rendah sebesar 25 persen sedangkan yang paling tinggi adalah 90 persen. Ini berarti hasil estimasi langsung menunjukkan bahwa dari 100 wanita usia subur di

suatu desa di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah terdapat 25 sampai dengan 90 wanita usia subur yang memiliki fertilitas tinggi. Secara rata-rata, desa dan kelurahan di kedua kabupaten mempunyai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi sebesar 57,58, yang berarti rata-rata terdapat 57 sampai 58 wanita usia subur di desa dan kelurahan di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah.

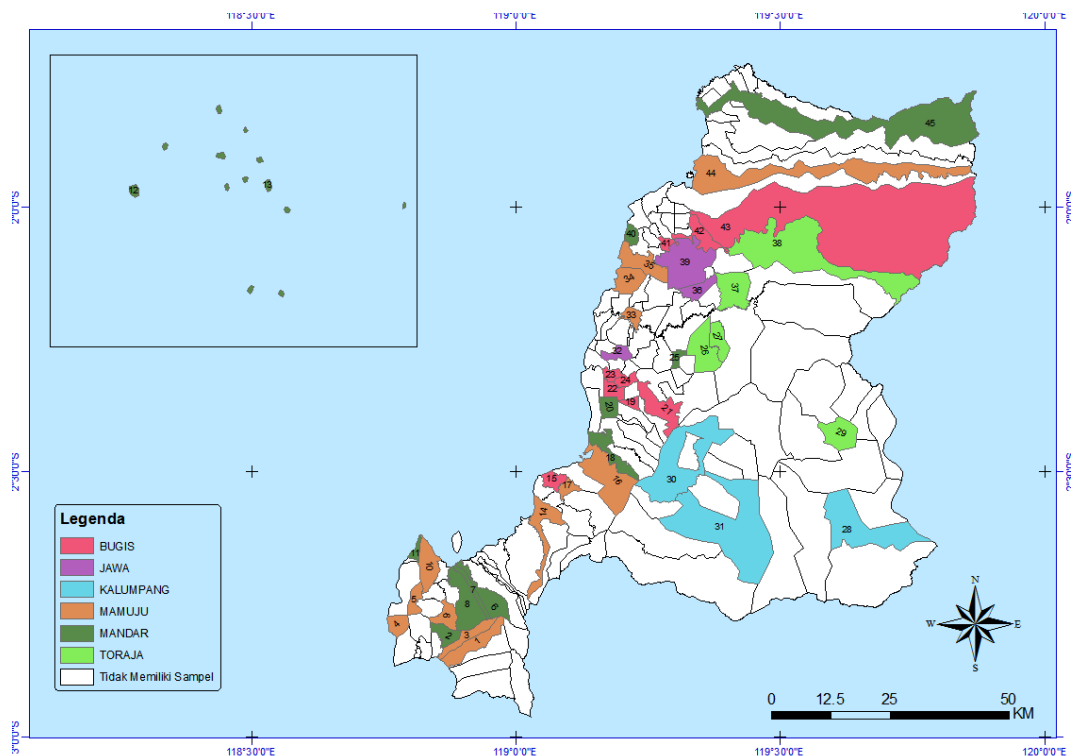
4.2.2 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial

Pembobot spasial yang digunakan dalam penelitian ini adalah matriks pembobot spasial tipe *customized contiguity* dengan mempertimbangkan kesamaan etnis mayoritas didalam suatu desa atau kelurahan. Berdasarkan data hasil pendataan Potensi Desa 2014, setidaknya terdapat sepuluh etnis mayoritas yang mendiami Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah. Sepuluh etnis tersebut masing-masing mempunyai bahasa, tradisi, budaya dan norma-norma yang khas, yang berbeda dengan etnis lainnya.

Lima etnis tertinggi yang menjadi etnis mayoritas yang bermukim di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah adalah etnis Mamuju, etnis Mandar, etnis Bugis, etnis Kalumpang dan etnis Jawa. Etnis Mamuju, Mandar dan Kalumpang merupakan etnis asli dari wilayah ini. Etnis Mamuju dan Mandar mendiami hampir seluruh wilayah kecamatan di kedua kabupaten, sedangkan etnis Kalumpang mayoritas bermukim di wilayah kecamatan Kalumpang dan Kecamatan Bonehau. Etnis Bugis merupakan etnis bukan asli yang berasal dari provinsi tetangga, yaitu Sulawesi Selatan. Kecamatan Topoyo dan Kecamatan Sampaga merupakan dua kecamatan yang mempunyai desa-desa yang paling banyak dihuni oleh penduduk dengan etnis Bugis. Etnis Jawa sebagian besar mendiami desa-desa yang dijadikan sebagai daerah tujuan transmigrasi, yaitu desa-desa di Kecamatan Budong-Budong, Kecamatan Karossa, Kecamatan Pangale, Kecamatan Tobadak, Kecamatan Tommo dan Kecamatan Topoyo.



Gambar 4.1 Persentase Etnis Utama Berdasarkan Desa di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah



Gambar 4.2 Peta Persebaran Etnis pada Desa-Desa Observasi

Persentase sepuluh etnis yang mendiami Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah disajikan pada Gambar 4.1, sedangkan Gambar 4.2 menunjukkan posisi desa-desa yang menjadi unit observasi beserta etnis mayoritas yang mendiaminya. Daftar etnis utama seluruh desa di Kabupaten Mamuju dan

Kabupaten Mamuju Tengah berdasarkan hasil Podes 2014 bisa dilihat pada Lampiran 3.

Etnis-etnis di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah berdasarkan hasil estimasi langsung terlihat mempunyai perbedaan tingkat fertilitas pada wanita usia subur. Hasil estimasi langsung menggunakan data Susenas 2014 menunjukkan bahwa etnis Kalumpang dan etnis Mamuju merupakan dua etnis yang cenderung mempunyai desa-desa dengan jumlah wanita usia subur berfertilitas tinggi yang besar. Seperti yang disajikan pada Tabel 4.2, dari seluruh desa observasi dengan etnis mayoritas Kalumpang, terdapat 66,67 persen desa yang mempunyai wanita usia subur berfertilitas tinggi diatas 75 persen. Etnis Mamuju juga mempunyai persentase yang cukup tinggi, dimana dari seluruh desa observasi dengan etnis utama Mamuju, ada sebanyak 46,15 desa yang mempunyai persentase diatas 75 persen. Desa-desa observasi dengan etnis mayoritas Bugis dan Jawa berdasarkan hasil estimasi langsung tidak ada yang mempunyai persentase diatas 75 persen. Sehingga cukup beralasan untuk mempertimbangkan etnis mayoritas dalam setiap desa dalam membentuk matriks pembobot spasial.

Tabel 4.2 Banyaknya Desa-desa Observasi Berdasarkan Kategori Fertilitas dan Etnis

Etnis	Persentase WUS dengan Fertilitas Tinggi	
	< 75%	≥ 75%
Bugis	100,00	-
Jawa	100,00	-
Kalumpang	33,33	66,67
Mamuju	53,85	46,15
Mandar	91,67	8,33
Toraja	80,00	20,00

		Tetangga ke-j							
		1	2	3	4	5	...	45	Σ
Desa ke-i	1	0	0	1	1	1	...	0	12
	2	0	0	0	0	0	...	1	11
	3	1	0	0	1	1	...	0	12
	4	1	0	1	0	1	...	0	12
	5	1	0	1	1	0	...	0	12
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots
	45	0	1	0	0	0	...	0	11

Gambar 4.3 Pembentukan Matriks Pembobot Spasial Tipe *Customized Contiguity* Berdasarkan Etnis Utama yang Mendiami Desa

		Tetangga ke-j							
		1	2	3	4	5	...	45	Σ
Desa ke-i	1	0	0	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$...	0	1
	2	0	0	0	0	0	...	$\frac{1}{11}$	1
	3	$\frac{1}{12}$	0	0	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$...	0	1
	4	$\frac{1}{12}$	0	$\frac{1}{12}$	0	$\frac{1}{12}$...	0	1
	5	$\frac{1}{12}$	0	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$	0	...	0	1
	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots	\vdots	\vdots
	45	0	$\frac{1}{11}$	0	0	0	...	0	1

Gambar 4.4 Standarisasi Baris Pembobot *Customized Contiguity* Berdasarkan Etnis Utama yang Mendiami Desa

Pembentukan matriks pembobot spasial dengan tipe *customized contiguity* dalam penelitian ini dilakukan secara manual. Pada prosesnya desa atau kelurahan urutan ke-i yang memiliki etnis mayoritas yang sama dengan desa atau kelurahan ke-j akan diberi kode 1, sedangkan apabila desa ke-i dengan desa ke-j mempunyai

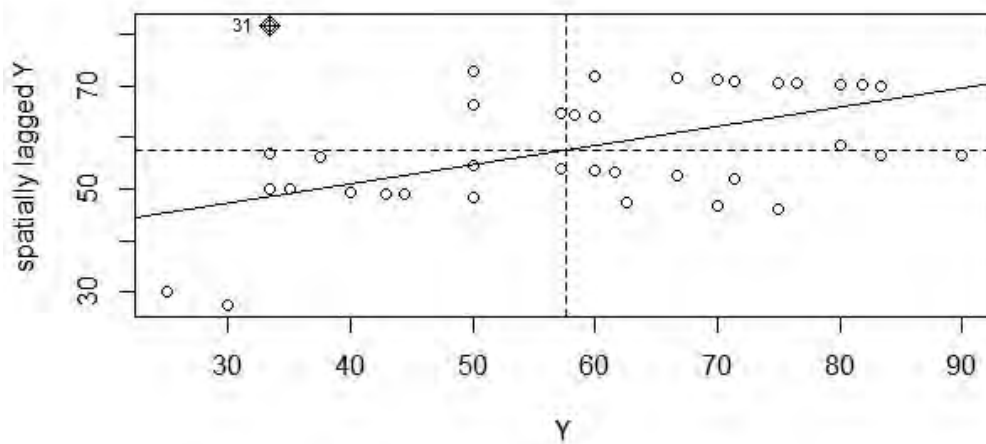
etnis mayoritas yang berbeda diberi kode 0, seperti pada Gambar 4.3. Selanjutnya dilakukan standarisasi pada baris, sehingga jumlah pada masing-masing baris bernilai 1. Hasil pembentukan tersebut menjadi matriks pembobot spasial dengan tipe *customized contiguity* berdasarkan etnis utama masing-masing desa, seperti pada Gambar 4.4. Hasil matriks pembobot spasial *customized contiguity* berdasarkan etnis mayoritas yang terbentuk disajikan pada Lampiran 4.

4.2.3 Uji Autokorelasi Spasial

Matriks pembobot spasial yang terbentuk pada Sub Bab 4.2.2 akan digunakan untuk mengetahui autokorelasi spasial pada angka persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi hasil estimasi langsung. Hipotesis yang digunakan adalah

$H_0: I = 0$ (tidak ada autokorelasi spasial)

$H_1: I \neq 0$ (ada autokorelasi spasial)



Gambar 4.5 *Moran's Scatter Plot* pada Angka Persentase wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi

Dengan menggunakan software R, nilai *univariate* Moran's I untuk variabel persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi sebesar 0,369 dengan *p-value* 0,0000005268. Nilai Moran's I tersebut signifikan pada tingkat $\alpha = 0,05$. Hasil ini menunjukkan bahwa terdapat dependensi spasial untuk variabel persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah, dengan menggunakan pembobot *customized contiguity*

berdasarkan etnis. Berdasarkan hal tersebut, cukup beralasan untuk melakukan estimasi nilai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa dengan memasukkan pendekatan spasial dalam estimasinya.

Hasil *moran's scatter plot* untuk persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi secara *univariate* pada Gambar 4.5 menunjukkan bahwa wilayah-wilayah pengamatan banyak yang berada di kuadran I dan kuadran III. Kuadran I berarti desa-desa yang mempunyai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi yang besar berdekatan dengan desa-desa yang persentasenya juga tinggi dengan mayoritas etnis utama yang sama. Kuadran III menunjukkan bahwa desa-desa dengan nilai persentase yang rendah berdekatan dan akan mengelompok bersama desa-desa yang juga memiliki persentase yang rendah, dengan mayoritas etnis utama yang sama.

4.2.4 Koefisien Regresi dan Pemilihan Variabel Penyerta

4.2.4.1 Karakteristik Variabel Penyerta

Kebaikan suatu model dalam SAE sangat bergantung pada pemilihan variabel penyerta yang digunakan. Keterangan secara deskriptif variabel-variabel penyerta untuk desa dan kelurahan yang menjadi unit observasi disajikan pada Tabel 4.3. Dari sembilan variabel penyerta yang bersumber dari pendataan Potensi Desa 2014 dan Sensus Penduduk 2010, variabel persentase keluarga pengguna listrik (x_7) merupakan variabel yang nilainya paling bervariasi antar desa sampel dibandingkan dengan variabel lain. Hal ini ditunjukkan dengan nilai varians sebesar 666,99, yang lebih tinggi dibandingkan varians variabel yang lain.

Tabel 4.3 Statistik Deskriptif Variabel Penyerta

Variabel	N	Minimum	Maksimum	Rata-rata	Standar Deviasi	Varians
x_1	45	0,06	72,13	27,02	20,33	413,32
x_2	45	0,00	9,80	2,00	2,02	4,10
x_3	45	1,35	68,58	16,71	13,73	188,46
x_4	45	0,00	4,45	1,47	1,22	1,49
x_5	45	0,00	5,88	0,85	1,01	1,01
x_6	45	18,49	100,00	67,80	17,22	296,41
x_7	45	7,09	100,00	77,25	25,83	666,99
x_8	45	21,36	96,87	48,70	17,32	299,84
x_9	45	1,14	8,39	3,94	1,76	3,11

Variabel persentase penduduk penerima SKTM (x_2), rasio sekolah per 1000 wanita (x_4) dan rasio industri per 100 wanita (x_5) mempunyai nilai minimum sebesar nol. Variabel persentase penduduk penerima SKTM bernilai nol menunjukkan bahwa terdapat desa yang selama tahun 2014 tidak pernah mengeluarkan SKTM, sedangkan untuk variabel x_4 dan variabel x_5 yang bernilai 0 menunjukkan bahwa masih terdapat desa yang didalam wilayahnya tidak terdapat sekolah setingkat SMP keatas dan tidak terdapat suatu industri.

Tabel 4.4 Nilai VIF Masing-masing Variabel Prediktor

Variabel Prediktor	VIF	Keterangan
x_1	1,284	Tidak terjadi pelanggaran asumsi multikolinieritas
x_2	1,165	
x_3	1,862	
x_4	1,109	
x_5	1,521	
x_6	1,279	
x_7	1,629	
x_8	1,708	
x_9	1,208	

Hasil pengujian asumsi multikolinieritas terhadap seluruh variabel prediktor menunjukkan bahwa tidak terjadi pelanggaran asumsi multikolinieritas,

seperti yang disajikan pada Tabel 4.4. Hal ini dibuktikan dengan nilai *variance inflation factor* (VIF) dari semua variabel prediktor yang nilainya kurang dari 10. Nilai VIF tertinggi terdapat pada variabel x_3 , yaitu sebesar 1,862. Nilai VIF lebih dari 10 menunjukkan terjadinya multikolinieritas yang tinggi. Dengan tidak adanya pelanggaran terhadap asumsi multikolinieritas, maka kesembilan variabel prediktor tersebut dapat digunakan pada tahapan selanjutnya.

4.2.4.2 Pemilihan Variabel Penyerta

Pada bagian 4.2.3 telah ditunjukkan bahwa variabel respon persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi, dengan menggunakan matriks pembobot *customized contiguity* berdasarkan etnis utama, mempunyai autokorelasi spasial yang signifikan. Selanjutnya dilakukan pemodelan menggunakan metode SEBLUP dengan prosedur REML. Hasil estimasi koefisien regresi ($\hat{\beta}$) dengan menggunakan sembilan variabel penyerta disajikan pada Tabel 4.5.

Tabel 4.5 Estimasi Koefisien Regresi dengan Sembilan Variabel Penyerta

Estimator Koefisien Regresi	Nilai Koefisien	Standar <i>Error</i>	Z	<i>p-value</i>
$\hat{\beta}_0$	58,5357	19,5005	3,0018	0,0027
$\hat{\beta}_1$	0,1629	0,1152	1,4137	0,1575
$\hat{\beta}_2$	-0,6643	1,1006	-0,6036	0,5461
$\hat{\beta}_3$	0,1002	0,2125	0,4716	0,6372
$\hat{\beta}_4$	2,6293	1,7082	1,5392	0,1238
$\hat{\beta}_5$	8,3218	2,3343	3,5650	0,0004
$\hat{\beta}_6$	-0,0748	0,1512	-0,4950	0,6206
$\hat{\beta}_7$	-0,0730	0,1000	-0,7297	0,4656
$\hat{\beta}_8$	-0,1823	0,1729	-1,0545	0,2917
$\hat{\beta}_9$	0,7901	1,2541	0,6300	0,5287

Metode seleksi variabel penyerta yang akan digunakan untuk mengestimasi presentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi, dilakukan dengan cara mengeluarkan variabel prediktor yang mempunyai signifikansi paling tinggi pada setiap tahapnya. Hasil estimasi koefisien regresi dengan menggunakan sembilan variabel penyerta pada Tabel 4.5 menunjukkan bahwa hanya terdapat 3 variabel penyerta yang signifikan pada tingkat signifikansi $\alpha = 20\%$. Selanjutnya

pada tahap kedua, variabel x_3 dikeluarkan dari model karena mempunyai signifikansi paling tinggi, kemudian tahap ketiga variabel x_6 dikeluarkan, sampai akhirnya tahap keenam dengan tersisa 4 variabel penyerta. Ringkasan tahapan pemilihan variabel penyerta disajikan pada Tabel 4.6.

Tabel 4.6 Ringkasan Tahapan Pemilihan Variabel Penyerta

Tahap	Variabel Penyerta	AIC	BIC
1	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$	382,0321	403,7121
2	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$	380,0205	399,8938
3	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_7, x_8, x_9$	378,0728	396,1394
4	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_8, x_9$	376,1684	392,4284
5	x_1, x_2, x_4, x_5, x_8	374,535	388,9883
6	x_1, x_4, x_5, x_8	372,8941	385,5407

Sampai dengan tahapan pemilihan variabel penyerta ke enam, didapatkan variabel penyerta yang signifikan dan mempunyai nilai AIC serta BIC yang paling kecil yaitu masing-masing 372,8941 dan 385,5407. Hasil estimasi koefisien regresi pada tahap ke enam disajikan pada Tabel 4.7.

Tabel 4.7 Estimasi Koefisien Regresi dengan Variabel Penyerta Terpilih

Estimator Koefisien Regresi	Nilai Koefisien	Standar Error	Z	p-value
$\hat{\beta}_0$	51,9445	8,1271	6,3915	0,0000*
$\hat{\beta}_1$	0,1537	0,1031	1,4915	0,1358***
$\hat{\beta}_4$	2,6446	1,5338	1,7242	0,0847**
$\hat{\beta}_5$	6,9679	1,9136	3,6412	0,0003*
$\hat{\beta}_8$	-0,1667	0,1248	-1,3363	0,1815***

Ket. *) signifikan pada $\alpha = 0,05$
 **) signifikan pada $\alpha = 0,10$
 ***) signifikan pada $\alpha = 0,20$

Berdasarkan signifikansi estimasi koefisien regresi pada Tabel 4.7, maka variabel penyerta yang akan digunakan untuk mengestimasi presentase wanita usia subur dengan tingkat fertilitas tinggi pada level desa di Kabupaten Mamuju dan

Kabupaten Mamuju Tengah adalah persentase penduduk penerima Jamkesmas (x_1) yang signifikan pada $\alpha = 20\%$, rasio sekolah per 1000 wanita (x_4) yang signifikan pada $\alpha = 10\%$, rasio industri per 100 wanita (x_5) yang signifikan pada $\alpha = 5\%$ dan rata-rata jarak terhadap sarana kesehatan (x_8) yang signifikan pada $\alpha = 20\%$. Variabel penyerta yang signifikan tersebut, masing-masing mewakili faktor non demografi yang mempengaruhi fertilitas menurut Mantra (2000), yaitu:

1. Faktor keadaan ekonomi penduduk diwakili oleh variabel persentase penduduk penerima Jamkesmas (x_1),
2. Faktor pendidikan diwakili oleh rasio sekolah per 1000 wanita (x_4),
3. Faktor industrialisasi diwakili oleh rasio industri per 100 wanita (x_5), dan
4. Faktor urbanisasi yang diwakili oleh rata-rata jarak terhadap sarana kesehatan (x_8).

4.2.5 Koefisien Autoregresif Spasial dan Varians Pengaruh Random

Sejalan dengan nilai AIC dan BIC, nilai estimasi varians pengaruh random (σ_u^2) pada tahap pertama sampai dengan ke enam juga semakin kecil. Pada tahap pertama nilai estimasi varians pengaruh random tercatat sebesar 224,2788 dan pada tahap ke enam sebesar 196,7891.

Tabel 4.8 Estimasi Koefisien Autoregresif Spasial dan Varians Pengaruh Random

Tahap	Variabel Penyerta	$\hat{\sigma}_u^2$	$\hat{\rho}$
1	$x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$	137,4407	0,6284
2	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$	132,0268	0,6374
3	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_7, x_8, x_9$	128,1613	0,6374
4	$x_1, x_2, x_4, x_5, x_8, x_9$	123,5787	0,6489
5	x_1, x_2, x_4, x_5, x_8	119,9776	0,6567
6	x_1, x_4, x_5, x_8	117,8632	0,6554

Nilai estimasi koefisien autoregresif spasial yang dihasilkan pada setiap tahap semuanya bernilai positif. Koefisien autoregresif spasial pada tahap terakhir sebesar 0,6554, menunjukkan adanya hubungan spasial yang cukup kuat antara unit

observasi dengan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi dengan menggunakan matriks pembobot spasial *customized contiguity* berdasarkan etnis mayoritas dalam setiap desa. Nilai estimasi koefisien autoregresif spasial dan varians pengaruh random selengkapnya, disajikan pada Tabel 4.8.

4.2.6 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa-Desa Observasi

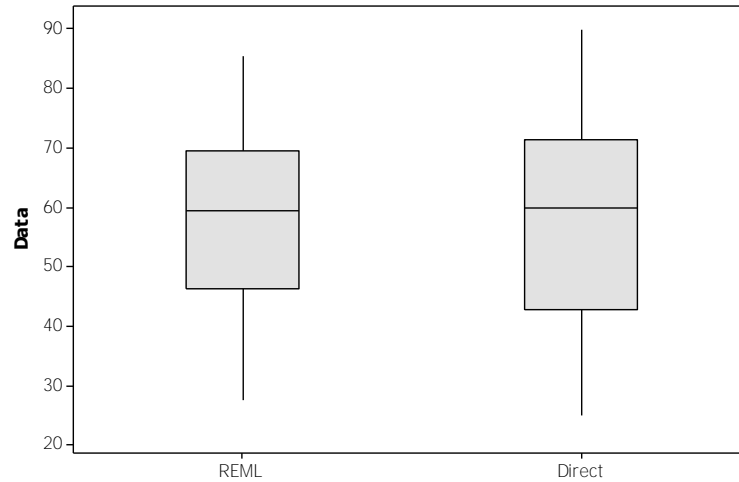
Statistik deskriptif hasil estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada desa-desa yang mempunyai sampel susenas menggunakan metode SEBLUP prosedur REML dan perbandingan dengan hasil estimasi langsung disajikan pada Tabel 4.9, sedangkan hasil estimasi menurut desa unit observasi disajikan pada Lampiran 5.

Tabel 4.9 Hasil Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Menggunakan Metode Estimasi Langsung dan REML

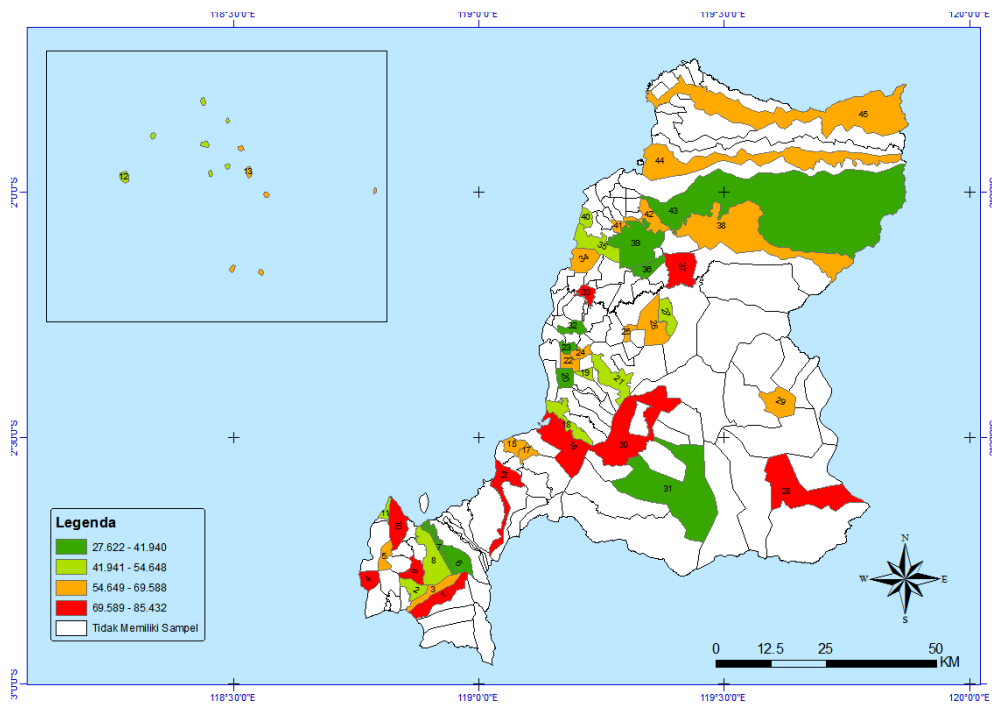
Statistik	Estimasi Langsung	REML
Rata-rata	57,58	57,81
Varians	299,29	228,31
Nilai Minimum	25,00	27,62
Q1	42,86	46,25
Median	60,00	59,47
Q3	71,43	69,49
Nilai Maksimum	90,00	85,43
Range	65,00	57,81

Pada Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa rata-rata hasil estimasi yang didapatkan dari kedua metode menunjukkan nilai yang hampir sama, yaitu 57,58 untuk estimasi langsung dan 57,81 untuk REML. Nilai terendah hasil estimasi menggunakan prosedur REML sebesar 27,62% sedangkan estimasi langsung sebesar 25%. Nilai tertinggi hasil estimasi menggunakan prosedur REML adalah sebesar 85,43%, sedangkan hasil estimasi langsung adalah sebesar 90%, sehingga range hasil estimasi menggunakan REML adalah sebesar 57,81 lebih kecil dibandingkan estimasi langsung. Begitu juga dengan varians, dimana hasil estimasi menggunakan

REML menghasilkan nilai varians yang lebih kecil, yaitu sebesar 228,31 dibandingkan dengan estimasi langsung yang mencapai 299,29.



Gambar 4.6 *Boxplot* Hasil Estimasi Langsung dan REML

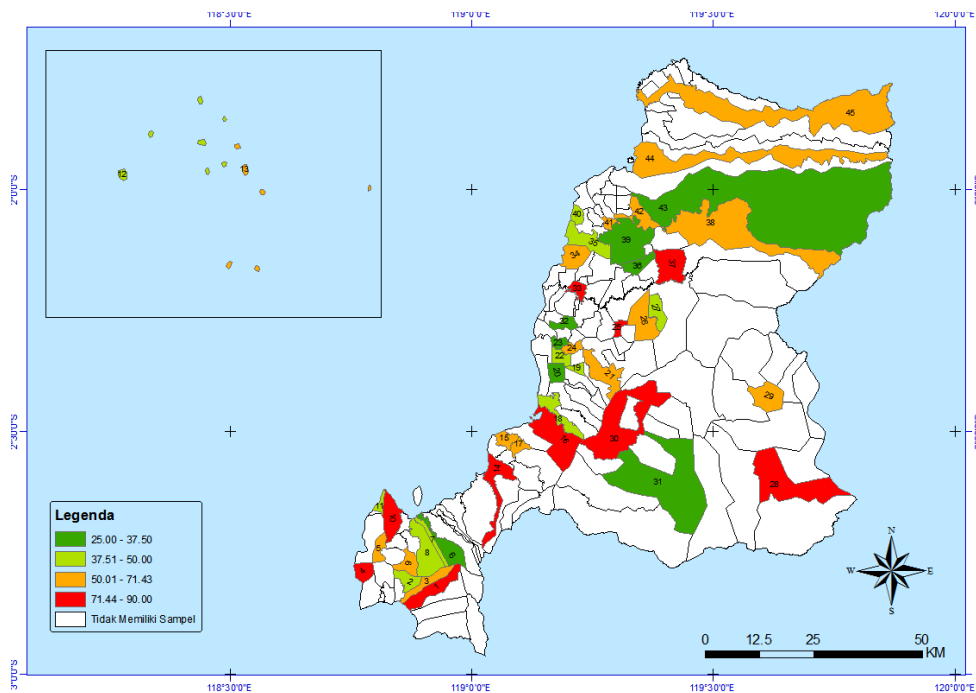


Gambar 4.7 Peta Persebaran Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML

Dilihat dari *boxplot* pada Gambar 4.6 terlihat bahwa median estimasi yang dihasilkan oleh kedua metode mempunyai nilai yang hampir sama. Terlihat juga bahwa REML mempunyai range estimasi yang lebih pendek dengan sebaran data

yang simetris. Dari Gambar 4.6 juga terlihat bahwa kedua metode tidak menghasilkan nilai estimasi yang outlier.

Meskipun hasil estimasi dengan menggunakan prosedur REML mempunyai range dan varians yang lebih kecil, akan tetapi pola hasil estimasi yang dihasilkan hampir sama dengan pola hasil estimasi langsung. Oleh karena itu pola persebaran persentase wanita usia subur antara metode REML dengan metode estimasi langsung untuk kedua kabupaten hampir sama, seperti yang bisa dilihat pada Gambar 4.7 dan Gambar 4.8.



Gambar 4.8 Peta Persebaran Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Langsung

4.2.7 Pengujian Asumsi Kenormalan

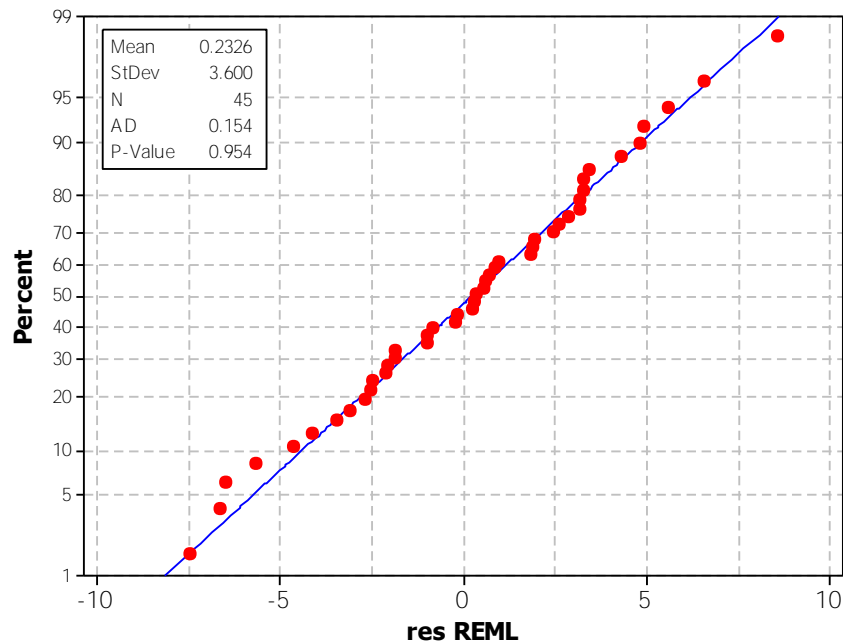
Asumsi yang digunakan dalam metode SEBLUP adalah asumsi kenormalan pada residual. Pengujian asumsi kenormalan menggunakan hipotesis sebagai berikut:

H_0 : Residual berdistribusi normal

H_1 : Residual tidak berdistribusi normal

Pengujian menggunakan uji Anderson-Darling didapatkan p -value sebesar 0,954. Nilai p -value tersebut lebih besar dari $\alpha = 0,05$, sehingga keputusannya

adalah gagal tolak H_0 . Hal ini berarti hasil pengujian kenormalan residual menggunakan uji Anderson-Darling menghasilkan kesimpulan bahwa residual berdistribusi normal.



Gambar 4.9 *Probability Plot* dan Uji Normalitas Residual Menggunakan Uji Anderson-Darling

4.2.8 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa yang Tidak Mempunyai Sampel

Setelah asumsi normalitas residual terpenuhi, parameter yang didapatkan menggunakan SEBLUP REML kemudian digunakan untuk mendapatkan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi untuk desa-desa yang tidak memiliki sampel Susenas. Pratesi dan Salvati (2008) menyatakan bahwa untuk wilayah-wilayah yang tidak mempunyai sampel, estimator θ_i untuk SEBLUP didapatkan dari $\mathbf{x}_i\hat{\boldsymbol{\beta}}$. Contoh penghitungan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi disajikan pada Tabel 4.10, sedangkan nilai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi menurut desa di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah, hasil estimasi tidak langsung menggunakan metode SEBLUP prosedur REML masing-masing bisa dilihat pada Lampiran 6 dan Lampiran 7.

Tabel 4.10 Penghitungan Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi untuk Desa Non Sampel

ID	Koefisien Regresi	x_1	x_4	x_5	x_8	$\hat{\theta}_i$
1	$\hat{\beta}_0 = 51,9445$	23,36	2,47	0,08	30,05	57,633
2	$\hat{\beta}_1 = 0,1537$	87,02	0,00	0,00	41,54	58,393
3	$\hat{\beta}_4 = 2,6446$	58,86	0,36	0,07	27,76	78,382
4	$\hat{\beta}_5 = 6,9679$	14,42	0,00	0,00	14,42	51,757
5	$\hat{\beta}_8 = -0,1667$	26,18	0,94	0,47	26,26	46,067
\vdots		\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
155		8,00	0,00	0,00	46,93	45,348

Tabel 4.11 Statistik Deskriptif Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML

Statistik	Kabupaten Mamuju	Kabupaten Mamuju Tengah	Total
Jumlah Desa/Kelurahan	99	56	155
Rata-rata	60,200	55,970	58,675
Varians	129,700	152,810	141,261
Nilai Minimum	36,810	27,620	27,622
Q1	51,760	48,100	49,885
Median	59,180	54,750	58,393
Q3	67,350	62,520	65,201
Nilai Maksimum	94,410	91,920	94,414
Range	57,600	64,300	66,792

Dari Lampiran 6 dan Lampiran 7 terlihat bahwa persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi terbesar untuk Kabupaten Mamuju berada di desa Karama, kecamatan Kalumpang, sedangkan untuk Kabupaten Mamuju Tengah berada di desa Salumanurung, Kecamatan Budong-Budong. Lima desa di Kabupaten Mamuju dengan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi terbesar adalah desa Karama dengan persentase sebesar 94,414%, desa Kalumpang dengan persentase 86,481%, desa Siraun dengan 86,656%, desa Buana Sakti dengan 81,206% dan desa Belang-Belang dengan 80,897%. Tiga desa pertama

masuk di wilayah kecamatan Kalumpang, desa Buana Sakti masuk di Kecamatan Tommo, sedangkan desa Belang-Belang termasuk dalam wilayah Kecamatan Kalukku. Untuk Kabupaten Mamuju Tengah lima desa dengan persentase tertinggi adalah desa Salumanurung (91,920%), desa Saloadak (85,432%), Kabubu (83,503%), desa Barakkang (77,919%) dan desa Bambamanurung (69,857%).

Secara rata-rata, persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada desa-desa di Kabupaten Mamuju mempunyai rata-rata yang lebih tinggi dibandingkan desa-desa di Kabupaten Mamuju Tengah seperti yang disajikan pada Tabel 4.11. Jika dilihat menurut kecamatan, Kecamatan Kalumpang dan Kecamatan Tommo merupakan dua kecamatan dengan rata-rata persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi yang paling besar di Kabupaten Mamuju, yaitu masing-masing 71,235% dan 65,355%. Kabupaten Mamuju Tengah sendiri menempatkan Kecamatan Budong-Budong (59,386%) dan Kecamatan Topoyo (57,177%) sebagai dua kecamatan dengan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi terbesar.

Apabila desa-desa yang mempunyai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi lebih dari nilai kuartil ke 3 (Q3) adalah desa-desa yang menjadi prioritas maka secara parsial untuk masing-masing kabupaten, terdapat 24 desa di Kabupaten Mamuju dan 14 desa di Kabupaten Mamuju Tengah yang masuk dalam desa-desa prioritas. Kecamatan yang memiliki desa prioritas terbanyak di Kabupaten Mamuju adalah Kecamatan Kalumpang, dimana kecamatan tersebut mempunyai 8 desa prioritas, diikuti Kecamatan Tommo dan Kecamatan Kalukku dengan masing-masing 5 dan 4 desa. Untuk Kabupaten Mamuju Tengah persebaran desa prioritas cenderung merata di setiap kecamatan, namun Kecamatan Topoyo adalah kecamatan dengan desa prioritas terbanyak yaitu 4 desa diikuti dengan kecamatan Budong Budong dan Karossa yang sama-sama mempunyai 3 desa prioritas. Daftar desa berdasarkan kategori dapat dilihat pada Lampiran 8 untuk Kabupaten Mamuju dan Lampiran 9 untuk Kabupaten Mamuju Tengah.

Tabel 4.12 Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Kecamatan di Kabupaten Mamuju

Kecamatan	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4	Jumlah
Balabalakang	1	-	1	-	2
Bonehau	5	2	1	1	9
Kalukku	-	3	6	4	13
Kalumpang	1	2	2	8	13
Mamuju	7	1	-	-	8
Papalang	4	3	2	-	9
Sampaga	1	3	2	1	7
Simboro	2	-	3	3	8
Tapalang	2	4	2	1	9
Tapalang Barat	2	2	2	1	7
Tommo	-	5	4	5	14

Keterangan

Kategori 1 : $\leq 51,75708$

Kategori 2 : $51,75709 - 59,18321$

Kategori 3 : $59,18322 - 67,35204$

Kategori 4 : $\geq 67,35205$

Tabel 4.13 Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Kecamatan di Kabupaten Mamuju Tengah

Kecamatan	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4	Jumlah
Budong-Budong	1	5	2	3	11
Karossa	3	3	4	3	13
Pangale	5	-	2	2	9
Tobadak	2	2	2	2	8
Topoyo	3	4	4	4	15

Keterangan

Kategori 1 : $\leq 48,09555$

Kategori 2 : $48,09556 - 54,75308$

Kategori 3 : $54,75309 - 62,52498$

Kategori 4 : $\geq 62,52499$

Jika dilihat berdasarkan etnis utama yang mendiami suatu desa, etnis Kalumpang dan etnis Mamuju adalah 2 etnis yang memiliki desa desa prioritas terbanyak di Kabupaten Mamuju yaitu masing-masing sebanyak 9 desa. Jika dibandingkan terhadap total desa dengan etnis mayoritas yang sama, ada sebanyak 33% desa dengan etnis mayoritas Mamuju yang masuk kedalam desa prioritas. Sedangkan etnis Kalumpang, menjadi etnis yang mempunyai persentase desa prioritas terbanyak di Kabupaten Mamuju yaitu 45%.

Tabel 4.14 Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Etnis di Kabupaten Mamuju

Suku	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4	Jumlah
Bali	-	-	-	1	1
Bugis	2	3	4	3	12
Jawa	-	-	-	1	1
Kalumpang	6	3	2	9	20
Makassar	-	1	1	-	2
Mambi	-	1	1	-	2
Mamuju	7	5	6	9	27
Mandar	9	7	8	1	25
Toraja	1	5	3	-	9

Keterangan
 Kategori 1 : $\leq 51,75708$
 Kategori 2 : $51,75709 - 59,18321$
 Kategori 3 : $59,18322 - 67,35204$
 Kategori 4 : $\geq 67,35205$

Tabel 4.15 Jumlah Desa Berdasarkan Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Etnis di Kabupaten Mamuju Tengah

Suku	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4	Jumlah
Bali	-	1	2	-	3
Bugis	3	2	3	2	10
Jawa	4	2	2	5	13
Lombok	1	3	-	-	4
Makassar	1	2	-	-	3
Mamuju	2	3	2	3	10
Mandar	3	1	4	3	11
Toraja	-	-	1	1	2

Keterangan
 Kategori 1 : $\leq 48,09555$
 Kategori 2 : $48,09556 - 54,75308$
 Kategori 3 : $54,75309 - 62,52498$
 Kategori 4 : $\geq 62,52499$

Di Kabupaten Mamuju Tengah jika dilihat berdasarkan etnis mayoritas yang mendiami suatu desa, etnis Jawa adalah etnis dengan desa prioritas terbanyak yaitu sebanyak 5 desa, diikuti etnis Mamuju dan etnis Mandar, masing-masing dengan 3 desa. Nilai ini berarti ada sebanyak 38,46% desa dengan etnis mayoritas Jawa yang masuk kedalam kategori desa prioritas yang mempunyai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi

4.2.9 Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Tingkat Kabupaten

Penghitungan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada tingkat kabupaten memerlukan data jumlah wanita usia subur yang tersedia untuk seluruh desa di kedua kabupaten. Data jumlah penduduk menurut desa terbaru yang tersedia adalah data jumlah penduduk hasil pendataan Podes 2014. Data jumlah penduduk dalam podes merupakan data sekunder yang didapatkan sesuai dengan informasi yang diberikan oleh perangkat desa, yang konsep dan definisi penduduk-nya berbeda dengan konsep dan definisi penduduk yang digunakan oleh BPS. Dengan menggunakan data jumlah penduduk dari Podes 2014, hasil estimasi presentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju adalah sebesar 58,07%, sedangkan di Kabupaten Mamuju Tengah sebesar 55,06%. Jika dibandingkan terhadap seluruh penduduk perempuan, ada sebanyak 21,86% wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju dan 20,72% di Kabupaten Mamuju Tengah pada tahun 2014.

4.3 Penerapan Metode SEBLUP Prosedur ML untuk Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi

Penerapan metode SEBLUP prosedur ML untuk estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada bagian ini menggunakan variabel penyerta yang sama seperti yang digunakan pada bagian 4.2, yaitu x_1, x_3, x_5 dan x_9 . Hasil pendugaan koefisien regresi, varians pengaruh random dan koefisien autoregresif spasial menggunakan prosedur ML disajikan pada Tabel 4.16.

Pada Tabel 4.16 bisa dilihat variabel-variabel penyerta yang digunakan dengan prosedur ML mempunyai tingkat signifikansi yang sama dengan prosedur REML, yaitu diantara $\alpha = 0,05$ sampai dengan $\alpha = 0,20$. Hasil estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi menggunakan prosedur ML untuk seluruh desa di Kabupaten Mamuju dan Kabupaten Mamuju Tengah dapat dilihat pada Lampiran 10 dan Lampiran 11.

Tabel 4.16 Koefisien Regresi, Varians Pengaruh Random dan Koefisien Autoregresif Spasial Menggunakan Prosedur ML

Estimator Koefisien Regresi	Nilai Koefisien	Standar Error	Z	p-value
$\hat{\beta}_0$	51,8235	7,5717	6,8443	0,0000*
$\hat{\beta}_1$	0,1576	0,0975	1,6161	0,1061***
$\hat{\beta}_4$	2,6300	1,4549	1,8077	0,0706**
$\hat{\beta}_5$	6,9621	1,8217	3,8218	0,0001*
$\hat{\beta}_8$	-0,1654	0,1181	-1,4002	0,1615***
$\hat{\sigma}_u^2$	100,1149			
$\hat{\rho}$	0,6482			

Ket. *) signifikan pada $\alpha = 0,05$
 **) signifikan pada $\alpha = 0,10$
 ***) signifikan pada $\alpha = 0,20$

Pada Tabel 4.16 dapat dilihat bahwa nilai estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa menggunakan prosedur ML menghasilkan nilai terendah sebesar 37,26%, nilai tertinggi 94,69% dan rata-rata 60,27% di Kabupaten Mamuju. Untuk Kabupaten Mamuju Tengah didapatkan nilai estimasi terendah sebesar 28,05%, nilai tertinggi 91,93% serta rata-rata persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa sebesar 56,01%.

4.4 Perbandingan Hasil Estimasi Langsung, SEBLUP REML dan SEBLUP ML

4.4.1 Perbandingan pada Seluruh Desa

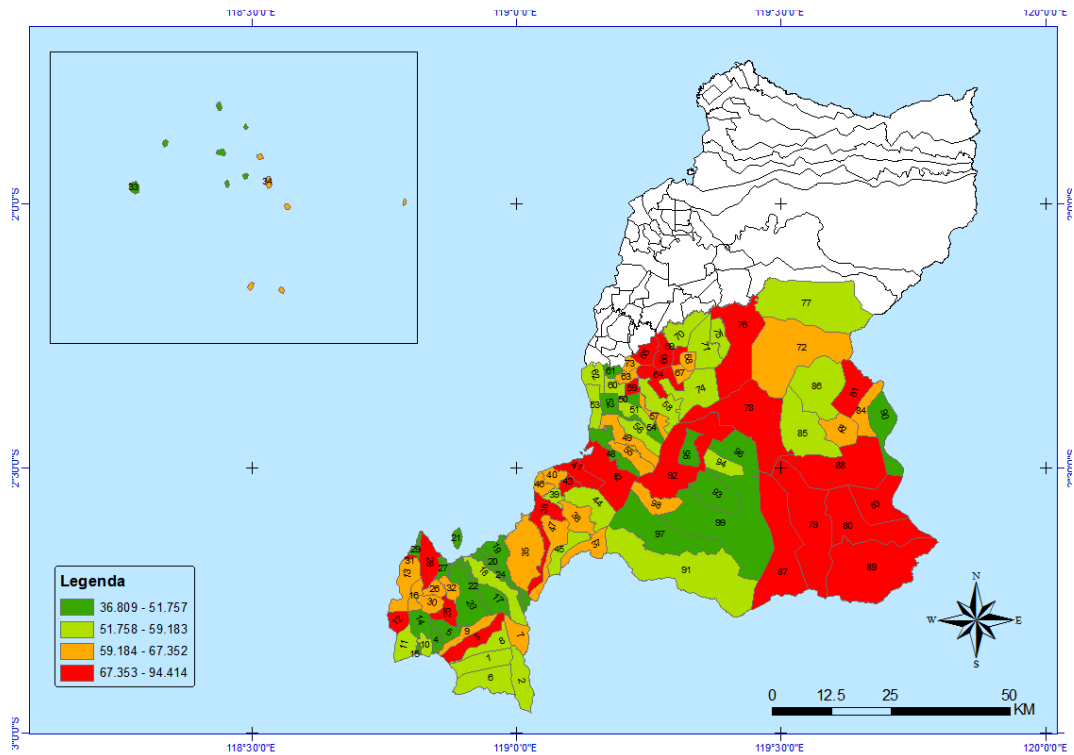
Hasil estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa yang disajikan pada Lampiran 6 dan Lampiran 7 dengan menggunakan prosedur REML serta Lampiran 10 dan Lampiran 11 dengan menggunakan prosedur ML menghasilkan estimasi yang tidak jauh berbeda. Jika dilihat secara keseluruhan untuk kedua kabupaten, rata-rata estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi pada level desa adalah sebesar 58,68 untuk prosedur REML dan 58,73 untuk prosedur ML. Prosedur REML menghasilkan varians estimasi yang sedikit lebih tinggi yaitu 141,26 dibandingkan prosedur ML sebesar 139,39.

Tabel 4.17 Statistik Perbandingan Hasil Estimasi Menggunakan Prosedur REML dan ML

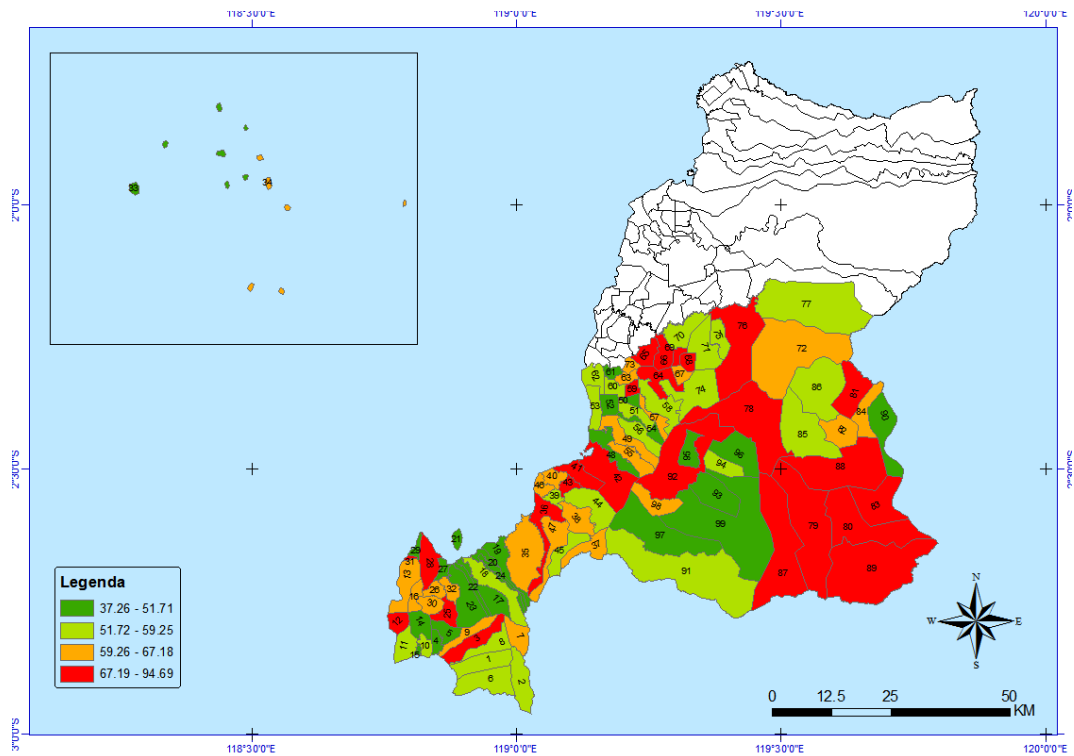
Statistik	Kabupaten Mamuju		Kabupaten Mamuju Tengah		Total	
	ML	REML	ML	REML	ML	REML
N	99	99	56	56	155	155
Mean	60,27	60,20	56,01	55,97	58,73	58,68
Varians	127,79	129,70	150,80	152,81	139,39	141,26
Minimum	37,26	36,81	28,05	27,62	28,05	27,62
Q1	51,71	51,76	48,05	48,10	49,90	49,89
Median	59,25	59,18	54,85	54,75	58,39	58,39
Q3	67,18	67,35	62,61	62,52	65,29	65,20
Maksimum	94,69	94,41	91,93	91,92	94,69	94,41
Range	57,43	57,60	63,87	64,30	66,64	66,79

Peta persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi hasil estimasi menggunakan prosedur REML di Kabupaten Mamuju pada Gambar 4.10 menunjukkan pola persebaran yang hampir sama jika dibandingkan dengan peta hasil estimasi menggunakan prosedur ML pada Gambar 4.11. Wilayah-wilayah yang berwarna merah pada peta menunjukkan desa-desa prioritas yang termasuk kedalam 25% desa-desa dengan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi diatas Q3, sedangkan warna hijau tua menunjukkan desa-desa dengan persentase yang kecil yang nilai persentase dibawah Q1. Warna merah paling banyak terjadi desa-desa yang masuk kedalam wilayah kecamatan Kalumpang. Hal ini menunjukkan bahwa di wilayah tersebut banyak terdapat desa-desa yang mempunyai wanita usia subur dengan fertilitas yang tinggi yang besar.

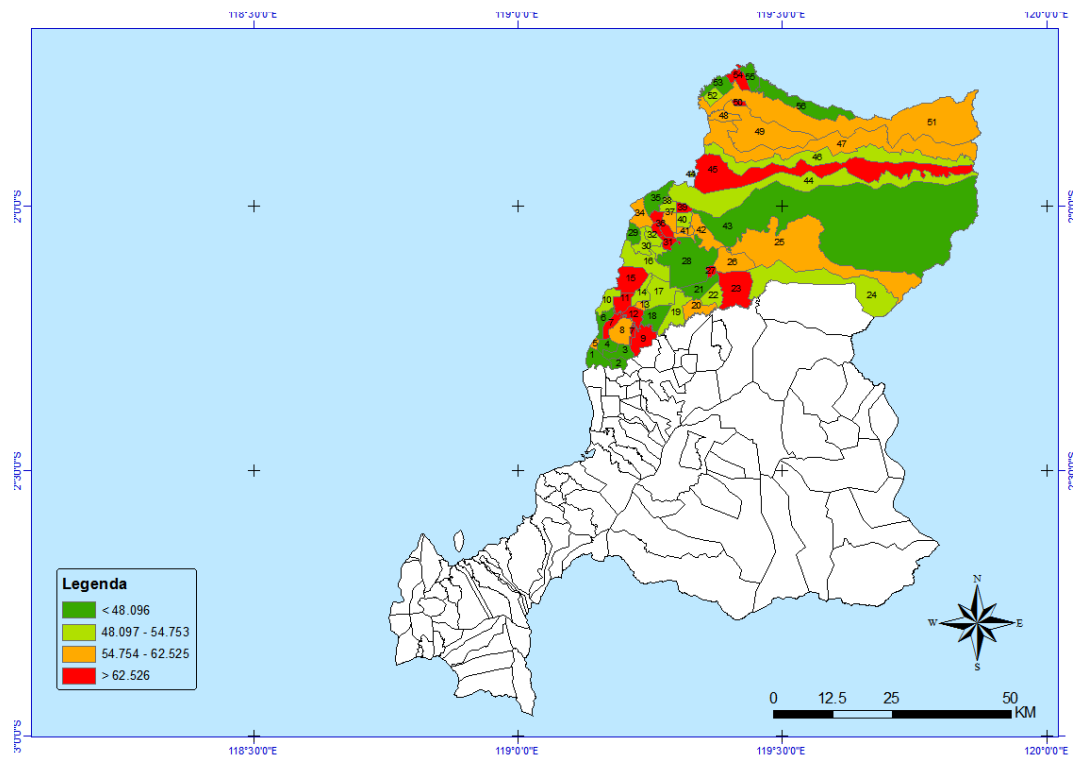
Gambar 4.12 dan Gambar 4.13 yang menunjukkan persebaran persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju Tengah juga menunjukkan pola persebaran yang hampir sama, antara prosedur REML dan prosedur ML. Terlihat pada kedua gambar bahwa desa-desa yang mempunyai persentase yang tinggi dengan menggunakan prosedur REML juga mempunyai estimasi yang tinggi jika menggunakan prosedur ML.



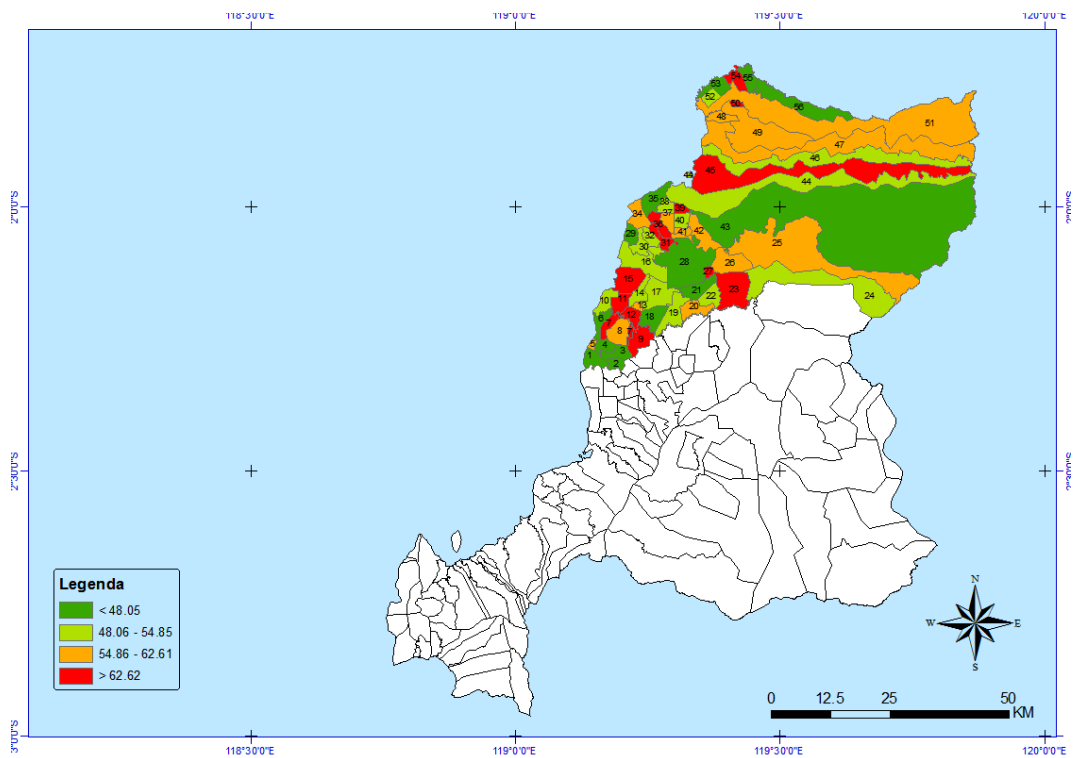
Gambar 4.10 Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP REML di Kabupaten Mamuju



Gambar 4.11 Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP ML di Kabupaten Mamuju



Gambar 4.12 Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP REML di Kabupaten Mamuju Tengah



Gambar 4.13 Peta Persebaran Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi Hasil Estimasi Metode SEBLUP ML di Kabupaten Mamuju Tengah

4.4.2 Perbandingan pada Desa Observasi

Untuk melihat metode estimasi mana yang memberikan hasil pendugaan yang lebih baik, maka akan dibandingkan hasil estimasi antara metode estimasi langsung, metode SEBLUP prosedur REML dan metode SEBLUP prosedur ML dengan menggunakan MSE dan RRMSE. Dilihat dari rata-ratanya, seperti yang disajikan pada Tabel 4.18, MSE estimasi langsung mempunyai nilai rata-rata yang paling tinggi yaitu sebesar 326,13, jauh dibandingkan metode REML yang hanya memberikan nilai rata-rata MSE sebesar 36,49. Nilai ini menjadikan REML sebagai metode dengan nilai MSE terendah. Sejalan dengan nilai rata-rata MSE, metode REML juga memberikan nilai rata-rata RRMSE yang paling rendah, yaitu sebesar 11,29%.

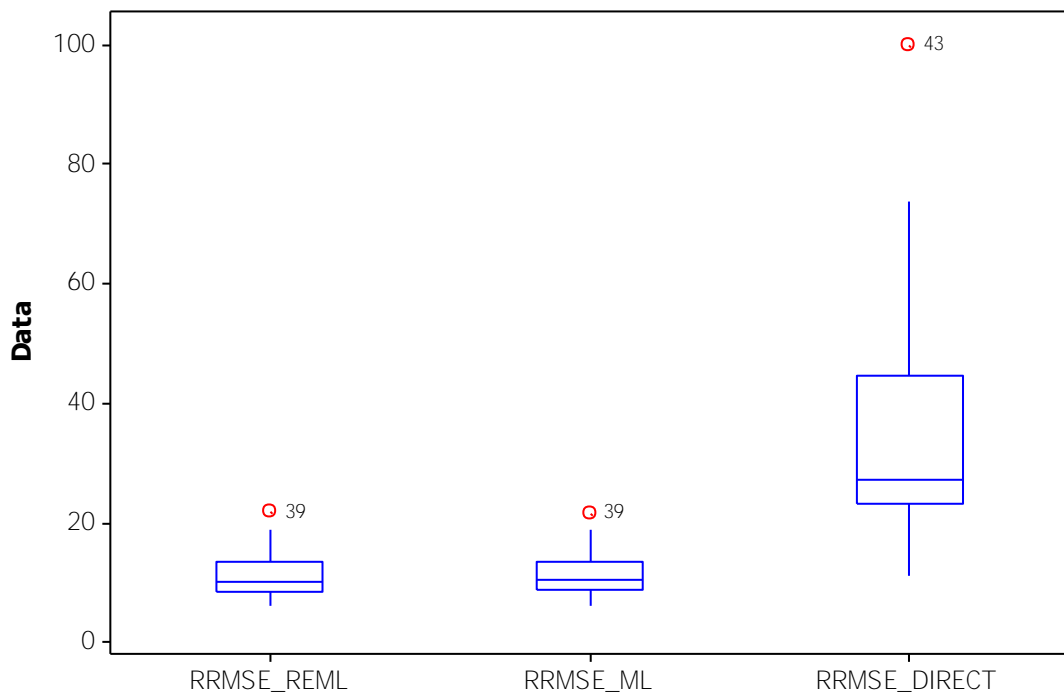
Tabel 4.18 Nilai MSE dan RRMSE Metode Estimasi Langsung, SEBLUP REML dan SEBLUP ML

ID	REML		ML		Direct	
	MSE	RRMSE	MSE	RRMSE	MSE	RRMSE
1	28,99	6,87	29,41	6,96	122,22	13,51
2	39,35	13,62	39,81	13,58	408,16	47,14
3	36,66	9,37	37,11	9,47	388,89	29,58
4	34,98	8,18	35,36	8,26	267,86	21,82
5	39,82	10,19	40,45	10,24	266,67	27,22
6	31,92	14,91	32,32	14,86	160,80	36,23
7	35,46	14,22	35,91	14,23	211,11	36,32
8	22,14	9,45	22,41	9,51	65,88	16,23
9	38,77	8,31	39,47	8,33	233,33	21,82
10	37,00	8,22	37,46	8,29	340,14	24,59
11	39,80	13,22	40,24	13,13	500,00	52,17
12	37,02	12,97	37,44	12,96	306,92	39,42
13	36,95	9,56	37,68	9,76	216,05	21,00
14	32,94	7,60	33,34	7,66	177,78	17,44
15	36,96	9,03	37,40	9,14	340,14	25,82
16	32,22	7,02	32,62	7,09	277,78	20,00
17	36,42	8,67	36,81	8,75	340,14	25,82
18	38,29	13,33	38,68	13,32	308,64	39,53
19	40,51	13,21	41,01	13,34	500,00	44,72
20	38,43	16,84	38,89	16,74	444,44	63,25
21	38,98	11,42	39,39	11,54	408,16	35,36
22	39,91	11,17	40,59	11,10	357,14	37,80

Tabel 4.18 (Lanjutan)

ID	REML		ML		Direct	
	MSE	RRMSE	MSE	RRMSE	MSE	RRMSE
23	38,92	15,32	39,40	15,29	334,82	48,80
24	37,82	10,24	38,29	10,42	277,78	25,00
25	35,88	8,63	36,36	8,76	267,86	21,82
26	38,05	10,42	38,43	10,50	266,67	27,22
27	39,37	11,77	39,75	11,75	500,00	44,72
28	42,39	7,78	43,45	7,88	333,33	21,91
29	41,45	10,65	42,08	10,68	408,16	35,36
30	36,97	8,38	37,50	8,52	400,00	25,00
31	43,14	15,66	43,74	15,47	600,00	73,49
32	32,37	18,72	32,74	18,75	266,98	54,46
33	34,23	7,51	34,61	7,58	400,00	25,00
34	37,32	9,18	37,74	9,24	277,78	25,00
35	38,66	11,44	39,08	11,42	308,64	35,14
36	29,93	17,70	30,19	17,63	178,57	44,54
37	27,36	6,12	27,77	6,21	100,00	11,11
38	32,75	9,77	33,12	9,81	217,63	25,29
39	36,62	21,91	36,96	21,67	340,14	73,77
40	39,19	14,39	39,64	14,44	408,16	47,14
41	39,40	10,04	40,07	10,11	247,22	25,55
42	41,23	10,60	41,95	10,67	266,67	27,22
43	42,56	16,76	43,14	16,62	1,111,11	100,01
44	34,61	8,73	35,04	8,78	400,00	30,00
45	28,39	8,96	28,73	9,07	122,22	17,69
Mean	36,49	11,29	36,97	11,32	326,13	34,71
Median	37,02	10,24	37,68	10,42	308,64	27,22

Senada dengan menggunakan nilai rata-rata, dengan menggunakan nilai median metode estimasi SEBLUP REML mempunyai nilai median MSE dan RRMSE yang lebih rendah dibandingkan metode ML dan estimasi langsung. Nilai median MSE metode REML sebesar 37,02 sedangkan median RRMSE didapatkan sebesar 10,24. Apabila dilihat menurut desa-desa unit observasi, metode estimasi langsung memberikan nilai RRMSE yang paling tinggi pada setiap desa unit observasi dibandingkan dengan metode ML dan REML.



Gambar 4.14 *Boxplot* RRMSE antara Metode Estimasi Langsung, ML dan REML

Seperti yang dapat dilihat pada Tabel 4.16, meskipun MSE dan RRMSE antara metode ML dan REML untuk setiap unit observasi tidak terpaut jauh, akan tetapi metode REML mayoritas memberikan nilai yang lebih rendah dibandingkan RRMSE dari metode ML. Demikian juga halnya untuk nilai MSE, dimana MSE yang dihasilkan dari metode REML lebih rendah dibandingkan metode ML. Dilihat pada Gambar 4.14, *boxplot* RRMSE estimasi langsung mempunyai median yang jauh lebih tinggi dibandingkan dengan metode ML dan REML. Atas dasar hal tersebut bisa disimpulkan bahwa metode *Spatial Empirical Best Linear Unbiased Predictor* (SEBLUP) dengan prosedur REML memiliki akurasi yang lebih baik dibandingkan dengan metode SEBLUP dengan prosedur ML dan metode estimasi langsung.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB 5

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Dari hasil analisa yang sudah diuraikan pada bab sebelumnya, maka dapat diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

1. Kajian terhadap estimator pada metode SEBLUP prosedur REML diawali dengan penulisan fungsi *restricted likelihood* kemudian dilakukan penurunan terhadap σ_u^2 dan ρ untuk mendapatkan estimator $\hat{\sigma}_u^2$ dan $\hat{\rho}$.
2. Hasil estimasi menggunakan metode SEBLUP prosedur REML menunjukkan bahwa Kecamatan Kalumpang di Kabupaten Mamuju dan Kecamatan Topoyo di Kabupaten Mamuju Tengah merupakan kecamatan yang memiliki desa-desa dengan persentase wanita usia subur berfertilitas tinggi yang paling banyak. Jika dilihat secara global untuk kedua kabupaten, berdasarkan etnis mayoritas yang mendiami suatu desa, etnis kalumpang merupakan etnis yang bertempat tinggal pada desa-desa yang mempunyai persentase wanita usia subur dengan tingkat fertilitas tinggi terbanyak. Hasil estimasi menggunakan metode SEBLUP menunjukkan bahwa ada sebanyak 58,07 persen wanita usia subur yang mempunyai fertilitas tinggi di Kabupaten Mamuju, sedangkan di Kabupaten Mamuju Tengah ada sebanyak 55,06 persen.
3. Hasil estimasi menggunakan metode SEBLUP REML menghasilkan nilai rata-rata RRMSE yang paling kecil dibandingkan dengan metode estimasi langsung dan metode SEBLUP ML. Hal ini menunjukkan metode SEBLUP REML lebih baik dalam melakukan estimasi persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi dibandingkan kedua metode lainnya.

5.2 Saran

Berdasarkan hasil penelitian ini, maka beberapa saran yang dapat penulis rekomendasikan adalah sebagai berikut:

1. Untuk menangani permasalahan tingkat fertilitas yang tinggi, pemerintah daerah hendaknya lebih fokus kepada desa-desa yang mempunyai persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi yang besar yang digambarkan pada peta persebaran dengan warna merah. Untuk tingkat kecamatan, pemerintah Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah bisa fokus kepada Kecamatan Kalumpang dan Kecamatan Topoyo, dimana dua kecamatan ini mempunyai desa-desa dengan persentase wanita usia subur dengan fertilitas tinggi yang paling banyak.
2. Penelitian ini menggunakan SAE berbasis level area dan hanya menggunakan variabel penyerta yang berasal dari faktor non demografi. Oleh karena itu perlu dipertimbangkan untuk menggunakan metode SAE berbasis campuran level area dan unit, dengan variabel penyerta level unit merupakan faktor demografi, dimana faktor demografi berkaitan secara langsung terhadap tinggi rendahnya fertilitas, misalnya usia kawin pertama.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Jumlah Sampel Wanita Usia Subur berdasarkan Unit Observasi Susenas 2014 di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah

No	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Jumlah Sampel WUS
1	Mamuju	Tapalang	Galung	10
2	Mamuju	Tapalang	Takandeang	7
3	Mamuju	Tapalang	Tampalang	6
4	Mamuju	Tapalang Barat	Labuang Rano	8
5	Mamuju	Tapalang Barat	Pangasaan	10
6	Mamuju	Mamuju	Binanga	10
7	Mamuju	Mamuju	Rimuku	10
8	Mamuju	Mamuju	Karema	10
9	Mamuju	Simboro	Botteng	10
10	Mamuju	Simboro	Rangas	7
11	Mamuju	Simboro	Sumare	6
12	Mamuju	Balabalakang	Balabalakang	8
13	Mamuju	Balabalakang	Balabalakang Timur	9
14	Mamuju	Kalukku	Sinyonyoi	10
15	Mamuju	Kalukku	Beru-Beru	7
16	Mamuju	Kalukku	Belang-Belang	6
17	Mamuju	Kalukku	Pokkang	7
18	Mamuju	Papalang	Papalang	9
19	Mamuju	Papalang	Sukadamai	6
20	Mamuju	Papalang	Toabo	6
21	Mamuju	Sampaga	Kalonding	7
22	Mamuju	Sampaga	Bunde	7
23	Mamuju	Sampaga	Tarailu	8
24	Mamuju	Sampaga	Losso	9
25	Mamuju	Tommo	Tammejarra	8
26	Mamuju	Tommo	Kakullasan	10
27	Mamuju	Tommo	Sandana	6
28	Mamuju	Kalumpang	Siraun	6
29	Mamuju	Kalumpang	Tumonga	7
30	Mamuju	Bonehau	Bonehau	5
31	Mamuju	Bonehau	Kinatang	5
32	Mamuju Tengah	Pangale	Polo Pangale	6
33	Mamuju Tengah	Pangale	Barakkang	5
34	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Kire	9
35	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Babana	9
36	Mamuju Tengah	Tobadak	Sulobaja	8
37	Mamuju Tengah	Tobadak	Saloadak	10
38	Mamuju Tengah	Tobadak	Batu parigi	8
39	Mamuju Tengah	Tobadak	Tobadak	7

Lampiran 1. (Lanjutan)

No	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Jumlah Sampel WUS
40	Mamuju Tengah	Topoyo	Budong-Budong	7
41	Mamuju Tengah	Topoyo	Topoyo	10
42	Mamuju Tengah	Topoyo	Tabolang	10
43	Mamuju Tengah	Topoyo	Salulekbo	3
44	Mamuju Tengah	Karossa	Tasokko	5
45	Mamuju Tengah	Karossa	Karossa	10

Lampiran 2. Hasil Estimasi Langsung Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah

Kode Observasi	Kecamatan	Desa	Fertilitas WUS			
			Anak 0-2	Anak Lebih Dari 2	Total	Persen -tase
1	Tapalang	Galung	4	18	22	81,82
2	Tapalang	Takandeang	4	3	7	42,86
3	Tapalang	Tampalang	2	4	6	66,67
4	Tapalang Barat	Labuang Rano	2	6	8	75,00
5	Tapalang Barat	Pangasaan	4	6	10	60,00
6	Mamuju	Binanga	13	7	20	35,00
7	Mamuju	Rimuku	9	6	15	40,00
8	Mamuju	Karema	13	13	26	50,00
9	Simboro	Botteng	3	7	10	70,00
10	Simboro	Rangas	2	6	8	75,00
11	Simboro	Sumare	4	3	7	42,86
12	Balabalakang	Balabalakang	5	4	9	44,44
13	Balabalakang	Balabalakang Timur	3	7	10	70,00
14	Kalukku	Sinyonyoi	4	13	17	76,47
15	Kalukku	Beru-Beru	2	5	7	71,43
16	Kalukku	Belang-Belang	1	5	6	83,33
17	Kalukku	Pokkang	2	5	7	71,43
18	Papalang	Papalang	5	4	9	44,44
19	Papalang	Sukadamai	3	3	6	50,00
20	Papalang	Toabo	4	2	6	33,33
21	Sampaga	Kalonding	3	4	7	57,14
22	Sampaga	Bunde	4	4	8	50,00
23	Sampaga	Tarailu	5	3	8	37,50
24	Sampaga	Losso	3	6	9	66,67
25	Tommo	Tammejarra	2	6	8	75,00
26	Tommo	Kakullasan	4	6	10	60,00
27	Tommo	Sandana	3	3	6	50,00
28	Kalumpang	Siraun	1	5	6	83,33
29	Kalumpang	Tumonga	3	4	7	57,14
30	Bonehau	Bonehau	1	4	5	80,00
31	Bonehau	Kinatang	4	2	6	33,33
32	Pangale	Polo Pangale	7	3	10	30,00
33	Pangale	Barakkang	1	4	5	80,00
34	Budong- Budong	Kire	3	6	9	66,67
35	Budong- Budong	Babana	5	5	10	50,00
36	Tobadak	Sulobaja	7	3	10	30,00
37	Tobadak	Saloadak	1	9	10	90,00

Lampiran 2. (Lanjutan)

Kode Observasi	Kecamatan	Desa	Fertilitas WUS			
			Anak 0-2	Anak Lebih Dari 2	Total	Persen -tase
38	Tobadak	Batu Parigi	5	7	12	58,33
39	Tobadak	Tobadak	6	2	8	25,00
40	Topoyo	Budong-Budong	4	3	7	42,86
41	Topoyo	Topoyo	5	8	13	61,54
42	Topoyo	Tabolang	4	6	10	60,00
43	Topoyo	Salulekbo	2	1	3	33,33
44	Karossa	Tasokko	2	4	6	66,67
45	Karossa	Karossa	6	10	16	62,50

Lampiran 3. Etnis Utama yang Mendiami Desa dan Kelurahan di Kabupaten Mamuju dan Mamuju Tengah

Id	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Etnis
1	Mamuju	Tapalang	Kasambang	Mandar
2	Mamuju	Tapalang	Bela	Mandar
3	Mamuju	Tapalang	Galung	Mamuju
4	Mamuju	Tapalang	Orobatu	Mandar
5	Mamuju	Tapalang	Takandeang	Mandar
6	Mamuju	Tapalang	Taan	Mandar
7	Mamuju	Tapalang	Kopeang	Mandar
8	Mamuju	Tapalang	Rantedoda	Mandar
9	Mamuju	Tapalang	Tampalang	Mamuju
10	Mamuju	Tapalang Barat	Pasa'bu	Mamuju
11	Mamuju	Tapalang Barat	Dungkait	Mamuju
12	Mamuju	Tapalang Barat	Labuang Rano	Mamuju
13	Mamuju	Tapalang Barat	Lebani	Mamuju
14	Mamuju	Tapalang Barat	Tanete Pao	Mamuju
15	Mamuju	Tapalang Barat	Ahu	Mamuju
16	Mamuju	Tapalang Barat	Pangasaan	Mamuju
17	Mamuju	Mamuju	Binanga	Mandar
18	Mamuju	Mamuju	Mamunyu	Mandar
19	Mamuju	Mamuju	Tadui	Mamuju
20	Mamuju	Mamuju	Bambu	Mamuju
21	Mamuju	Mamuju	Karampuang	Mamuju
22	Mamuju	Mamuju	Rimuku	Mandar
23	Mamuju	Mamuju	Karema	Mandar
24	Mamuju	Mamuju	Batu Panu	Mamuju
25	Mamuju	Simboro	Botteng	Mamuju
26	Mamuju	Simboro	Salletto	Mamuju
27	Mamuju	Simboro	Simboro	Mamuju
28	Mamuju	Simboro	Rangas	Mamuju
29	Mamuju	Simboro	Sumare	Mandar
30	Mamuju	Simboro	Botteng Utara	Mamuju
31	Mamuju	Simboro	Tapandullu	Mamuju
32	Mamuju	Simboro	Pati'di	Mamuju
33	Mamuju	Balabalakang	Balabalakang	Mandar
34	Mamuju	Balabalakang	Balabalakang Timur	Mandar
35	Mamuju	Kalukku	Bebanga	Mandar
36	Mamuju	Kalukku	Sinyonyoi	Mamuju

Lampiran 3. (Lanjutan)

Id	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Etnis
37	Mamuju	Kalukku	K E A N G	Mandar
38	Mamuju	Kalukku	Sondoang	Mandar
39	Mamuju	Kalukku	Kalukku	Bugis
40	Mamuju	Kalukku	Beru-Beru	Bugis
41	Mamuju	Kalukku	Kabuloang	Mamuju
42	Mamuju	Kalukku	Belang-Belang	Mamuju
43	Mamuju	Kalukku	Pokkang	Mamuju
44	Mamuju	Kalukku	Guliling	Mamuju
45	Mamuju	Kalukku	Uhaimate	Mambi
46	Mamuju	Kalukku	Kalukku Barat	Mandar
47	Mamuju	Kalukku	Pammulukang	Mambi
48	Mamuju	Papalang	Papalang	Mandar
49	Mamuju	Papalang	Topore	Bugis
50	Mamuju	Papalang	Sukadamai	Bugis
51	Mamuju	Papalang	Salokayu I	Mandar
52	Mamuju	Papalang	T O A B O	Mandar
53	Mamuju	Papalang	Bonda	Mandar
54	Mamuju	Papalang	Boda-Boda	Toraja
55	Mamuju	Papalang	Batu Ampa	Mandar
56	Mamuju	Papalang	Sisango	Toraja
57	Mamuju	Sampaga	Salubarana	Mandar
58	Mamuju	Sampaga	Kalonding	Bugis
59	Mamuju	Sampaga	Tanambuah	Bugis
60	Mamuju	Sampaga	Bunde	Bugis
61	Mamuju	Sampaga	Tarailu	Bugis
62	Mamuju	Sampaga	Sampaga	Mamuju
63	Mamuju	Sampaga	Losso	Bugis
64	Mamuju	Tommo	Tamemongga	Bugis
65	Mamuju	Tommo	Tommo	Bali
66	Mamuju	Tommo	Buana Sakti	Jawa
67	Mamuju	Tommo	Campaloga	Toraja
68	Mamuju	Tommo	Rante Mario	Makassar
69	Mamuju	Tommo	Tammejarra	Mandar
70	Mamuju	Tommo	Malino	Makassar
71	Mamuju	Tommo	Kakullasan	Toraja
72	Mamuju	Tommo	Leling	Toraja
73	Mamuju	Tommo	Kalepu	Bugis
74	Mamuju	Tommo	Saludengen	Mamuju
75	Mamuju	Tommo	Sandana	Toraja

Lampiran 3. (Lanjutan)

Id	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Etnis
76	Mamuju	Tommo	Leling Barat	Bugis
77	Mamuju	Tommo	Leling Utara	Toraja
78	Mamuju	Kalumpang	Kalumpang	Kalumpang
79	Mamuju	Kalumpang	Karataun	Kalumpang
80	Mamuju	Kalumpang	Siraun	Kalumpang
81	Mamuju	Kalumpang	Karama	Kalumpang
82	Mamuju	Kalumpang	Tumonga	Toraja
83	Mamuju	Kalumpang	Salumakki	Kalumpang
84	Mamuju	Kalumpang	Polio	Kalumpang
85	Mamuju	Kalumpang	Limbong	Toraja
86	Mamuju	Kalumpang	Sandapang	Kalumpang
87	Mamuju	Kalumpang	Kondo Bulo	Kalumpang
88	Mamuju	Kalumpang	Makkaliki	Kalumpang
89	Mamuju	Kalumpang	Lasa'	Kalumpang
90	Mamuju	Kalumpang	Batu Makkada	Kalumpang
91	Mamuju	Bonehau	Buttu Ada	Kalumpang
92	Mamuju	Bonehau	Bonehau	Kalumpang
93	Mamuju	Bonehau	Salutiwo	Kalumpang
94	Mamuju	Bonehau	Lumika	Kalumpang
95	Mamuju	Bonehau	Tamalea	Kalumpang
96	Mamuju	Bonehau	Mappu	Kalumpang
97	Mamuju	Bonehau	Banuada	Kalumpang
98	Mamuju	Bonehau	Hinua	Kalumpang
99	Mamuju	Bonehau	Kinantang	Kalumpang
100	Mamuju Tengah	Pangale	Pangale	Mamuju
101	Mamuju Tengah	Pangale	Lemo-Lemo	Bugis
102	Mamuju Tengah	Pangale	Polopangale	Jawa
103	Mamuju Tengah	Pangale	Sartanamaju	Lombok
104	Mamuju Tengah	Pangale	Kombiling	Mamuju
105	Mamuju Tengah	Pangale	Lamba-Lamba	Mamuju
106	Mamuju Tengah	Pangale	Polocamba	Mandar
107	Mamuju Tengah	Pangale	Polo Lereng	Jawa
108	Mamuju Tengah	Pangale	K U O	Jawa
109	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Lumu	Mamuju
110	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Salumanurung	Bugis
111	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Barakkang	Mamuju
112	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Tinali	Jawa
113	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Salogatta	Jawa
114	Mamuju Tengah	Budong-Budong	K I R E	Mamuju

Lampiran 3. (Lanjutan)

Id	Kabupaten	Kecamatan	Desa	Etnis
115	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Babana	Mamuju
116	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Pontanakayang	Makassar
117	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Lembah Hada	Makassar
118	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Bojo	Makassar
119	Mamuju Tengah	Budong-Budong	Pasappa	Bugis
120	Mamuju Tengah	Tobadak	Sulobaja	Jawa
121	Mamuju Tengah	Tobadak	Bambadaru	Lombok
122	Mamuju Tengah	Tobadak	Salo Adak	Toraja
123	Mamuju Tengah	Tobadak	Sejati	Lombok
124	Mamuju Tengah	Tobadak	Batu Parigi	Toraja
125	Mamuju Tengah	Tobadak	Palongan	Bali
126	Mamuju Tengah	Tobadak	Mahahe	Jawa
127	Mamuju Tengah	Tobadak	Tobadak	Jawa
128	Mamuju Tengah	Topoyo	Budong-Budong	Mandar
129	Mamuju Tengah	Topoyo	Pangalloang	Bugis
130	Mamuju Tengah	Topoyo	Topoyo	Bugis
131	Mamuju Tengah	Topoyo	Paraili	Bali
132	Mamuju Tengah	Topoyo	K A B U B U	Jawa
133	Mamuju Tengah	Topoyo	Tumbu	Mandar
134	Mamuju Tengah	Topoyo	Sinabatta	Mandar
135	Mamuju Tengah	Topoyo	Waeputeh	Jawa
136	Mamuju Tengah	Topoyo	Tappilina	Bugis
137	Mamuju Tengah	Topoyo	Salupangkang Iv	Lombok
138	Mamuju Tengah	Topoyo	Bambamanurung	Jawa
139	Mamuju Tengah	Topoyo	Salupangkang	Jawa
140	Mamuju Tengah	Topoyo	Tangkou	Bali
141	Mamuju Tengah	Topoyo	Tabolang	Bugis
142	Mamuju Tengah	Topoyo	Salulekbo	Bugis
143	Mamuju Tengah	Karossa	Kambunong	Mamuju
144	Mamuju Tengah	Karossa	Tasokko	Mamuju
145	Mamuju Tengah	Karossa	Salubiru	Mandar
146	Mamuju Tengah	Karossa	L A R A	Mamuju
147	Mamuju Tengah	Karossa	Sukamaju	Mandar
148	Mamuju Tengah	Karossa	Lembah Hopo	Mandar
149	Mamuju Tengah	Karossa	UPT Lara III	Mandar
150	Mamuju Tengah	Karossa	Karossa	Mandar
151	Mamuju Tengah	Karossa	Kayucalla	Bugis
152	Mamuju Tengah	Karossa	Kadaila	Jawa
153	Mamuju Tengah	Karossa	Benggaulu	Mandar
154	Mamuju Tengah	Karossa	Mora Iv	Mandar
155	Mamuju Tengah	Karossa	Sanjango	Bugis

Lampiran 4. Matriks Pembobot Spasial *Customized Contiguity* berdasarkan Etnis Mayoritas dalam Setiap Desa Unit Observasi

45
 1 12
 3 4 5 9 10 14 16 17 33 34 35 44
 2 11
 6 7 8 11 12 13 18 20 25 40 45
 3 12
 1 4 5 9 10 14 16 17 33 34 35 44
 4 12
 1 3 5 9 10 14 16 17 33 34 35 44
 5 12
 1 3 4 9 10 14 16 17 33 34 35 44
 6 11
 2 7 8 11 12 13 18 20 25 40 45
 7 11
 2 6 8 11 12 13 18 20 25 40 45
 8 11
 2 6 7 11 12 13 18 20 25 40 45
 9 12
 1 3 4 5 10 14 16 17 33 34 35 44
 10 12
 1 3 4 5 9 14 16 17 33 34 35 44
 11 11
 2 6 7 8 12 13 18 20 25 40 45
 12 11
 2 6 7 8 11 13 18 20 25 40 45
 13 11
 2 6 7 8 11 12 18 20 25 40 45
 14 12
 1 3 4 5 9 10 16 17 33 34 35 44
 15 8
 19 21 22 23 24 41 42 43
 16 12
 1 3 4 5 9 10 14 17 33 34 35 44
 17 12
 1 3 4 5 9 10 14 16 33 34 35 44
 18 11
 2 6 7 8 11 12 13 20 25 40 45
 19 8
 15 21 22 23 24 41 42 43
 20 11
 2 6 7 8 11 12 13 18 25 40 45
 21 8
 15 19 22 23 24 41 42 43
 22 8
 15 19 21 23 24 41 42 43

Lampiran 4. (Lanjutan)

23 8

15 19 21 22 24 41 42 43

24 8

15 19 21 22 23 41 42 43

25 11

2 6 7 8 11 12 13 18 20 40 45

26 4

27 29 37 38

27 4

26 29 37 38

28 2

30 31

29 4

26 27 37 38

30 2

28 31

31 2

28 30

32 2

36 39

33 12

1 3 4 5 9 10 14 16 17 34 35 44

34 12

1 3 4 5 9 10 14 16 17 33 35 44

35 12

1 3 4 5 9 10 14 16 17 33 34 44

36 2

32 39

37 4

26 27 29 38

38 4

26 27 29 37

39 2

32 36

40 11

2 6 7 8 11 12 13 18 20 25 45

41 8

15 19 21 22 23 24 42 43

42 8

15 19 21 22 23 24 41 43

43 8

15 19 21 22 23 24 41 42

44 12

1 3 4 5 9 10 14 16 17 33 34 35

45 11

2 6 7 8 11 12 13 18 20 25 40

Lampiran 5. Estimasi Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi pada Desa-Desa Observasi Menggunakan Prosedur REML

ID	Desa	Estimasi Langsung	REML
1	Galung	81,818	78,382
2	Takandeang	42,857	46,067
3	Tampalang	66,667	64,637
4	Labuang Rano	75,000	72,333
5	Pangasaan	60,000	61,901
6	Binanga	35,000	37,900
7	Rimuku	40,000	41,885
8	Karema	50,000	49,797
9	Botteng	70,000	74,937
10	Rangas	75,000	74,037
11	Sumare	42,857	47,724
12	Balabalakang	44,444	46,916
13	Balabalakang Timur	70,000	63,564
14	Sinyonyoi	76,471	75,542
15	Beru-Beru	71,429	67,352
16	Belang-Belang	83,333	80,897
17	Pokkang	71,429	69,588
18	Papalang	44,444	46,427
19	Sukadamai	50,000	48,180
20	T O A B O	33,333	36,809
21	Kalonding	57,143	54,648
22	Bunde	50,000	56,573
23	Tarailu	37,500	40,714
24	Losso	66,667	60,084
25	Tammejarra	75,000	69,400
26	Kakullasan	60,000	59,183
27	Sandana	50,000	53,327
28	Siraun	83,333	83,656
29	Tumonga	57,143	60,451
30	Bonehau	80,000	72,586
31	Kinantang	33,333	41,940
32	Polopangale	30,000	30,387
33	Barakkang	80,000	77,919
34	K I R E	66,667	66,531
35	Babana	50,000	54,336
36	Sulobaja	30,000	30,908
37	Salo Adak	90,000	85,432
38	Batu Parigi	58,333	58,595
39	Tobadak	25,000	27,622
40	Budong-Budong	42,857	43,492
41	Topoyo	61,538	62,541
42	Tabolang	60,000	60,576
43	Salulekbo	33,333	38,929
44	Tasokko	66,667	67,394
45	Karossa	62,500	59,466

Lampiran 6. Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP REML

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
10	Tapalang	1	Kasambang	57,633
		2	Bela	58,393
		3	Galung	78,382
		4	Orobatu	51,757
		5	Takandeang	46,067
		6	Taan	56,269
		7	Kopeang	59,846
		8	Rantedoda	56,487
		9	Tampalang	64,637
11	Tapalang Barat	1	Pasa'bu	57,867
		2	Dungkait	58,811
		3	Labuang Rano	72,333
		4	Lebani	60,465
		5	Tanete Pao	48,592
		6	Ahu	48,545
		7	Pangasaan	61,901
20	Mamuju	3	Binanga	37,900
		4	Mamunyu	58,418
		5	Tadui	49,628
		6	Bambu	48,721
		7	Karampuang	49,579
		8	Rimuku	41,885
		9	Karema	49,797
		10	Batu Panu	47,590
22	Simboro	1	Botteng	74,937
		2	Salletto	60,115
		3	Simboro	49,885
		4	Rangas	74,037
		5	Sumare	47,724
		6	Botteng Utara	62,840
		7	Tapandullu	75,240
		9	Pati'di	60,775
23	Balabalakang	1	Balabalakang	46,916
		2	Balabalakang Timur	63,564
30	Kalukku	1	Bebanga	64,960
		2	Sinyonyoi	75,542
		3	K E A N G	60,599
		4	Sondoang	59,499
		5	Kalukku	59,170
		6	Beru-Beru	67,352
		7	Kabuloang	73,180

Lampiran 6. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
31	Papalang	8	Belang-Belang	80,897
		9	Pokkang	69,588
		10	Guliling	56,650
		11	Uhaimate	57,238
		12	Kalukku Barat	64,164
		13	Pammulukang	60,771
		1	Papalang	46,427
		2	Topore	63,400
		3	Sukadamai	48,180
		4	Salokayu I	54,659
		5	T O A B O	36,809
		6	Bonda	56,812
		7	Boda-Boda	50,105
		8	Batu Ampa	60,570
32	Sampaga	9	Sisango	53,087
		1	Salubarana	65,201
		2	Kalonding	54,648
		3	Tanambuah	67,798
		4	Bunde	56,573
		5	Tarailu	40,714
		6	Sampaga	57,028
		7	Losso	60,084
		1	Tamemongga	67,389
		2	Tommo	79,668
33	Tommo	3	Buana Sakti	81,206
		4	Campaloga	66,450
		5	Rante Mario	66,997
		6	Tammejarra	69,400
		7	Malino	55,165
		8	Kakullasan	59,183
		9	Leling	60,082
		10	Kalepu	59,386
		11	Saludengen	54,161
		12	Sandana	53,327
		13	Leling Barat	69,117
		14	Leling Utara	53,111
40	Kalumpang	1	Kalumpang	86,481
		2	Karataun	68,179
		3	Siraun	83,656
		4	Karama	94,414
		5	Tumonga	60,451
		7	Salumakki	79,012
		8	Polio	60,114
		9	Limbong	59,172
		10	Sandapang	57,118

Lampiran 6. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
41	Bonehau	11	Kondo Bulu	77,577
		12	Makkaliki	77,514
		13	Lasa'	76,869
		14	Batu Makkada	45,500
		1	Buttu Ada	57,128
		2	Bonehau	72,586
		3	Salutiwo	50,110
		5	Lumika	52,807
		7	Tamalea	47,672
		8	Mappu	44,935
		9	Banuada	47,926
		10	Hinua	65,000
		11	Kinantang	41,940

Lampiran 7. Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Tengah Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP REML

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
10	Pangale	1	Pangale	46,794
		2	Lemo-Lemo	46,636
		3	Polopangale	30,387
		4	Sartanamaju	44,319
		5	Kombiling	54,868
		6	Lamba-Lamba	44,889
		7	Polocamba	65,921
		8	Polo Lereng	60,556
		9	K U O	64,468
20	Budong-Budong	1	Lumu	52,369
		2	Salumanurung	91,920
		3	Barakkang	77,919
		4	Tinali	61,246
		5	Salogatta	49,391
		6	K I R E	66,531
		7	Babana	54,336
		8	Pontanakayang	50,607
		9	Lembah Hada	42,290
		10	Bojo	48,841
		11	Pasappa	57,797
30	Tobadak	1	Sulobaja	30,908
		2	Bambadaru	52,067
		3	Salo Adak	85,432
		4	Sejati	49,083
		5	Batu Parigi	58,595
		6	Palongan	57,800
		7	Mahahe	68,169
		8	Tobadak	27,622
40	Topoyo	1	Budong-Budong	43,492
		2	Pangalloang	51,923
		3	Topoyo	62,541
		4	Paraili	52,598
		5	K A B U B U	83,503
		6	Tumbu	55,609
		7	Sinabatta	46,778
		8	Waeputeh	63,786
		9	Tappilina	59,201
		10	Salupangkang Iv	51,955
		11	Bambamanurung	69,857

Lampiran 7. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
50	Karossa	12	Salupangkang	54,479
		13	Tangkou	62,427
		14	Tabolang	60,576
		15	Salulekbo	38,929
		1	Kambunong	52,012
		2	Tasokko	67,394
		3	Salubiru	52,235
		4	L A R A	56,325
		5	Sukamaju	59,291
		6	Lembah Hopo	62,478
		7	UPT Lara III	65,352
		8	Karossa	59,466
		9	Kayucalla	54,638
		10	Kadaila	47,847
		11	Benggaulu	65,398
		12	Mora Iv	47,362
		13	Sanjango	45,348

Lampiran 8. Daftar Desa Menurut Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju

No	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4
1	Orobatu	Kasambang	Kopeang	Galung
2	Takandeang	Bela	Tampalang	Labuang Rano
3	Tanete Pao	Taan	Lebani	Botteng
4	Ahu	Rantedoda	Pangasaan	Rangas
5	Batu Panu	Pasa'bu	Salletto	Tapandullu
6	Binanga	Dungkait	Botteng Utara	Sinyonyoi
7	Tadui	Mamunyu	Pati'di	Kabuloang
8	Bambu	Guliling	Balabalakang Timur	Belang-Belang
9	Karampuang	Uhaimate	Bebanga	Pokkang
10	Rimuku	Kalukku	Kalukku Barat	Tanambuah
11	Karema	Salokayu I	Pammulukang	Tamemongga
12	Simboro	Bonda	K E A N G	Leling Barat
13	Sumare	Sisango	Sondoang	Tommo
14	Balabalakang	Kalonding	Beru-Beru	Buana Sakti
15	Papalang	Bunde	Topore	Tammejarra
16	Sukadamai	Sampaga	Batu Ampa	Kalumpang
17	T O A B O	Saludengen	Salubarana	Kondo Bulu
18	Boda-Boda	Sandana	Losso	Makkaliki
19	Tarailu	Leling Utara	Kalepu	Lasa'
20	Batu Makkada	Malino	Campaloga	Karataun
21	Kinantang	Kakullasan	Rante Mario	Siraun
22	Salutiwo	Sandapang	Leling	Karama
23	Tamalea	Limbong	Tumonga	Salumakki
24	Mappu	Buttu Ada	Polio	Bonehau
25	Banuada	Lumika	Hinua	

Keterangan

Kategori 1 : $\leq 51,75708$

Kategori 2 : $51,75709 - 59,18321$

Kategori 3 : $59,18322 - 67,35204$

Kategori 4 : $\geq 67,35205$

Lampiran 9. Daftar Desa Menurut Kategori Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi di Kabupaten Mamuju Tengah

No	Kategori 1	Kategori 2	Kategori 3	Kategori 4
1	Pangale	Lumu	Kombiling	Polocamba
2	Lemo-Lemo	Bojo	Polo Lereng	K U O
3	Polopangale	Salogatta	Pasappa	Salumanurung
4	Sartanamaju	Babana	Tinali	Barakkang
5	Lamba-Lamba	Pontanakayang	Batu Parigi	K I R E
6	Lembah Hada	Bambadaru	Palongan	Salo Adak
7	Sulobaja	Sejati	Tangkou	Mahahe
8	Tobadak	Salupangkang IV	Tabolang	Bambamanurung
9	Budong-Budong	Salupangkang	Tumbu	Topoyo
10	Salulekbo	Pangalloang	Tappilina	K A B U B U
11	Sinabatta	Paraili	L A R A	Waeputeh
12	Kadaila	Kambunong	Sukamaju	Benggaulu
13	Mora IV	Salubiru	Lembah Hopo	Tasokko
14	Sanjango	Kayucalla	Karossa	Upt Lara III

Lampiran 10. Persentase Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP ML

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
10	Tapalang	1	Kasambang	57,61
		2	Bela	58,67
		3	Galung	77,94
		4	Orobatu	51,71
		5	Takandeang	46,46
		6	Taan	56,33
		7	Kopeang	60,15
		8	Rantedoda	56,56
		9	Tampalang	64,36
11	Tapalang Barat	1	Pasa'bu	57,84
		2	Dungkait	58,80
		3	Labuang Rano	71,99
		4	Lebani	60,55
		5	Tanete Pao	48,63
		6	Ahu	48,59
		7	Pangasaan	62,12
20	Mamuju	3	Binanga	38,27
		4	Mamunyu	58,39
		5	Tadui	49,58
		6	Bambu	48,67
		7	Karampuang	49,51
		8	Rimuku	42,12
		9	Karema	49,77
		10	Batu Panu	47,58
22	Simboro	1	Botteng	75,45
		2	Salletto	60,15
		3	Simboro	49,90
		4	Rangas	73,85
		5	Sumare	48,30
		6	Botteng Utara	62,94
		7	Tapandullu	75,21
		9	Pati'di	60,94
23	Balabalakang	1	Balabalakang	47,22
		2	Balabalakang Timur	62,87
30	Kalukku	1	Bebanga	64,95
		2	Sinyonyoi	75,37
		3	K E A N G	60,69
		4	Sondoang	59,57
		5	Kalukku	59,14

Lampiran 10. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
31	Papalang	6	Beru-Beru	66,91
		7	Kabuloang	73,19
		8	Belang-Belang	80,56
		9	Pokkang	69,33
		10	Guliling	56,77
		11	Uhaimate	57,36
		12	Kalukku Barat	64,15
		13	Pammulukang	60,83
		1	Papalang	46,68
		2	Topore	63,39
		3	Sukadamai	47,99
		4	Salokayu I	54,71
		5	T O A B O	37,26
32	Sampaga	6	Bonda	56,87
		7	Boda-Boda	50,15
		8	Batu Ampa	60,61
		9	Sisango	53,04
		1	Salubarana	65,29
		2	Kalonding	54,38
		3	Tanambuah	67,70
		4	Bunde	57,38
		5	Tarailu	41,06
		6	Sampaga	57,06
		7	Losso	59,36
		1	Tamemongga	67,63
		2	Tommo	79,71
33	Tommo	3	Buana Sakti	81,36
		4	Campaloga	66,55
		5	Rante Mario	67,18
		6	Tammejarra	68,82
		7	Malino	55,34
		8	Kakullasan	59,07
		9	Leling	60,36
		10	Kalepu	59,69
		11	Saludengen	54,40
		12	Sandana	53,66
		13	Leling Barat	69,29
		14	Leling Utara	53,28
40	Kalumpang	1	Kalumpang	86,42
		2	Karataun	68,35
		3	Siraun	83,68
		4	Karama	94,69

Lampiran 10. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
41	Bonehau	5	Tumonga	60,75
		7	Salumakki	79,02
		8	Polio	60,50
		9	Limbong	59,25
		10	Sandapang	57,38
		11	Kondo Bulo	77,65
		12	Makkaliki	77,85
		13	Lasa'	76,92
		14	Batu Makkada	45,71
		1	Buttu Ada	57,19
		2	Bonehau	71,88
		3	Salutiwo	50,35
		5	Lumika	53,07
		7	Tamalea	47,91
		8	Mappu	45,02
		9	Banuada	48,02
		10	Hinua	65,19
		11	Kinantang	42,76

Lampiran 11. Persentase Banyaknya Wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi menurut Desa di Kabupaten Mamuju Tengah Hasil Estimasi Menggunakan Metode SEBLUP ML

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
10	Pangale	1	Pangale	46,81
		2	Lemo-Lemo	46,61
		3	Polopangale	30,52
		4	Sartanamaju	44,27
		5	Kombiling	54,91
		6	Lamba-Lamba	44,85
		7	Polocamba	65,85
		8	Polo Lereng	60,56
		9	K U O	64,35
20	Budong-Budong	1	Lumu	52,34
		2	Salumanurung	91,93
		3	Barakkang	77,63
		4	Tinali	61,22
		5	Salogatta	49,35
		6	K I R E	66,47
		7	Babana	54,76
		8	Pontanakayang	50,63
		9	Lembah Hada	42,25
		10	Bojo	48,79
		11	Pasappa	58,02
30	Tobadak	1	Sulobaja	31,16
		2	Bambadaru	52,18
		3	Salo Adak	84,89
		4	Sejati	49,15
		5	Batu Parigi	58,64
		6	Palongan	57,92
		7	Mahahe	68,20
		8	Tobadak	28,05
40	Topoyo	1	Budong-Budong	43,59
		2	Pangalloang	52,01
		3	Topoyo	62,63
		4	Paraili	52,65
		5	K A B U B U	83,46
		6	Tumbu	55,69
		7	Sinabatta	46,86
		8	Waeputeh	63,67
		9	Tappilina	59,34
		10	Salupangkang IV	52,04
		11	Bambamanurung	69,91

Lampiran 11. (Lanjutan)

Kode Kec.	Kecamatan	Kode Desa	Desa	Wanita Usia Subur (%)
50	Karossa	12	Salupangkang	54,47
		13	Tangkou	62,58
		14	Tabolang	60,73
		15	Salulekbo	39,51
		1	Kambunong	52,08
		2	Tasokko	67,42
		3	Salubiru	52,30
		4	L A R A	56,39
		5	Sukamaju	59,39
		6	Lembah Hopo	62,52
		7	UPT Lara III	65,42
		8	Karossa	59,09
		9	Kayucalla	54,80
		10	Kadaila	47,81
		11	Benggaulu	65,39
		12	Mora Iv	47,36
		13	Sanjango	45,32

Lampiran 12. *Syntax* untuk Uji Autokorelasi Spasial dengan Menggunakan *Software R*

```
> library(spdep)
> moran.test
function (x, listw, randomisation = TRUE, zero.policy = NULL,
  alternative = "greater", rank = FALSE, na.action = na.fail,
  spchk = NULL, adjust.n = TRUE)
{
  alternative <- match.arg(alternative, c("greater", "less",
    "two.sided"))
  if (!inherits(listw, "listw"))
    stop(paste(deparse(substitute(listw)), "is not a listw
object"))
  if (!is.numeric(x))
    stop(paste(deparse(substitute(x)), "is not a numeric
vector"))
  if (is.null(zero.policy))
    zero.policy <- get("zeroPolicy", envir = .spdepOptions)
  stopifnot(is.logical(zero.policy))
  if (is.null(spchk))
    spchk <- get.spChkOption()
  if (spchk && !chkIDs(x, listw))
    stop("Check of data and weights ID integrity failed")
  xname <- deparse(substitute(x))
  wname <- deparse(substitute(listw))
  NAOK <- deparse(substitute(na.action)) == "na.pass"
  x <- na.action(x)
  na.act <- attr(x, "na.action")
  if (!is.null(na.act)) {
    subset <- !(1:length(listw$neighbours) %in% na.act)
    listw <- subset(listw, subset, zero.policy = zero.policy)
  }
  n <- length(listw$neighbours)
  if (n != length(x))
    stop("objects of different length")
  wc <- spweights.constants(listw, zero.policy = zero.policy,
    adjust.n = adjust.n)
  S02 <- wc$S0 * wc$S0
  res <- moran(x, listw, wc$n, wc$S0, zero.policy =
zero.policy,
    NAOK = NAOK)
  I <- res$I
  K <- res$K
  if (rank)
    K <- (3 * (3 * wc$n^2 - 7)) / (5 * (wc$n^2 - 1))
  EI <- (-1) / wc$n1
  if (randomisation) {
    VI <- wc$n * (wc$S1 * (wc$nn - 3 * wc$n + 3) - wc$n *
      wc$S2 + 3 * S02)
    tmp <- K * (wc$S1 * (wc$nn - wc$n) - 2 * wc$n * wc$S2 +
      6 * S02)
    if (tmp > VI)
      warning("kurtosis overflow,\ndistribution of variable
does not meet test assumptions")
    VI <- (VI - tmp) / (wc$n1 * wc$n2 * wc$n3 * S02)
    tmp <- (VI - EI^2)
    if (tmp < 0)
      warning("Negative variance,\ndistribution of variable
does not meet test assumptions")
    VI <- tmp
  }
}
```

```

}
else {
  VI <- (wc$nn * wc$S1 - wc$n * wc$S2 + 3 * S02)/(S02 *
    (wc$nn - 1))
  tmp <- (VI - EI^2)
  if (tmp < 0)
    warning("Negative variance,\ndistribution of variable
does not meet test assumptions")
  VI <- tmp
}
ZI <- (I - EI)/sqrt(VI)
statistic <- ZI
names(statistic) <- "Moran I statistic standard deviate"
if (alternative == "two.sided")
  PrI <- 2 * pnorm(abs(ZI), lower.tail = FALSE)
else if (alternative == "greater")
  PrI <- pnorm(ZI, lower.tail = FALSE)
else PrI <- pnorm(ZI)
if (!is.finite(PrI) || PrI < 0 || PrI > 1)
  warning("Out-of-range p-value: reconsider test
arguments")
vec <- c(I, EI, VI)
names(vec) <- c("Moran I statistic", "Expectation",
"Variance")
method <- paste("Moran's I test under", ifelse(randomisation,
"randomisation", "normality"))
data.name <- paste(xname, ifelse(rank, "using rank
correction",
""), "\nweights:", wname, ifelse(is.null(na.act), "",
paste("\nomitted:", paste(na.act, collapse = ", "))),
"\n")
res <- list(statistic = statistic, p.value = PrI, estimate =
vec,
  alternative = alternative, method = method, data.name =
data.name)
if (!is.null(na.act))
  attr(res, "na.action") <- na.act
class(res) <- "htest"
res
}
<environment: namespace:spdep>

```

Lampiran 13. Output Uji Autokorelasi Spasial pada Angka Persentase wanita Usia Subur dengan Fertilitas Tinggi dengan Software R

```
> variabelSAR <- read.csv("G:/2014 - 2015 - feb
2016/New_Thesis/1a. Tesis Full/Pengolahan/variabelSAR.csv")
> W <- read.gal("G:/2014 - 2015 - feb 2016/New_Thesis/1a. Tesis
Full/Pengolahan/WEIGHT.gal")
> w <- nb2listw(W, glist=NULL, style="w", zero.policy=NULL)
> can.be.simmmed(w)
> Y <- variabelSAR$Y
> moran.test(Y, w, randomisation=FALSE,
zero.policy=TRUE, alternative="greater", rank = FALSE,
na.action=na.fail, spChk=NULL, adjust.n=TRUE)
```

Moran's I test under normality

data: Y
weights: w

Moran I statistic standard deviate = 4.8814, p-value = 5.268e-07
alternative hypothesis: greater

sample estimates:

Moran I statistic	Expectation	Variance
0.369277505	-0.022727273	0.006449126

Lampiran 14. *Syntax* SAE Metode SEBLUP untuk Estimasi Koefisien Regresi

```

> library(sae)
> eblupSFH
function (formula, vardir, proxmat, method = "REML", MAXITER =
100,
  PRECISION = 1e-04, data)
{
  result <- list(eblup = NA, fit = list(method = method,
convergence = TRUE,
  iterations = 0, estcoef = NA, refvar = NA, spatialcorr =
NA,
  goodness = NA))
  if (method != "REML" & method != "ML")
    stop(" method=\"", method, "\" must be \"REML\" or
\"ML\".")
  namevar <- deparse(substitute(vardir))
  if (!missing(data)) {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit,
data)
    X <- model.matrix(formula, data)
    vardir <- data[, namevar]
  }
  else {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit)
    X <- model.matrix(formula)
  }
  y <- formuladata[, 1]
  if (attr(attributes(formuladata)$terms, "response") == 1)
    textformula <- paste(formula[2], formula[1], formula[3])
  else textformula <- paste(formula[1], formula[2])
  if (length(na.action(formuladata)) > 0)
    stop("Argument formula=", textformula, " contains NA
values.")
  if (any(is.na(vardir)))
    stop("Argument vardir=", namevar, " contains NA values.")
  proxmatname <- deparse(substitute(proxmat))
  if (any(is.na(proxmat)))
    stop("Argument proxmat=", proxmatname, " contains NA
values.")
  if (!is.matrix(proxmat))
    proxmat <- as.matrix(proxmat)
  nformula <- nrow(X)
  nvardir <- length(vardir)
  nproxmat <- nrow(proxmat)
  if (nformula != nvardir | nformula != nproxmat)
    stop(" formula=", textformula, " [rows=", nformula,
",\n", " vardir=", namevar, " [rows=", nvardir,
"] and \n", " proxmat=", proxmatname, " [rows=",
nproxmat, "]\n", " must be the same length.")
  if (nproxmat != ncol(proxmat))
    stop(" Argument proxmat=", proxmatname, " is not a square
matrix [rows=",
    nproxmat, ",columns=", ncol(proxmat), "].")
  m <- length(y)
  p <- dim(X)[2]
  Xt <- t(X)
  yt <- t(y)
  proxmatt <- t(proxmat)
  I <- diag(1, m)

```

```

par.stim <- matrix(0, 2, 1)
stime.fin <- matrix(0, 2, 1)
s <- matrix(0, 2, 1)
Idev <- matrix(0, 2, 2)
sigma2.u.stim.S <- 0
rho.stim.S <- 0
sigma2.u.stim.S[1] <- median(vardir)
rho.stim.S[1] <- 0.5
if (method == "REML") {
  k <- 0
  diff.S <- PRECISION + 1
  while ((diff.S > PRECISION) & (k < MAXITER)) {
    k <- k + 1
    derSigma <- solve((I - rho.stim.S[k] * proxmatt) %%%
                      (I - rho.stim.S[k] * proxmat))
    derRho <- 2 * rho.stim.S[k] * proxmatt %%% proxmat -
              proxmat - proxmatt
    derVRho <- (-1) * sigma2.u.stim.S[k] * (derSigma %%%
                                             derRho %%% derSigma)
    V <- sigma2.u.stim.S[k] * derSigma + I * vardir
    Vi <- solve(V)
    XtVi <- Xt %%% Vi
    Q <- solve(XtVi %%% X)
    P <- Vi - t(XtVi) %%% Q %%% XtVi
    b.s <- Q %%% XtVi %%% y
    PD <- P %%% derSigma
    PR <- P %%% derVRho
    Pdir <- P %%% y
    s[1, 1] <- (-0.5) * sum(diag(PD)) + (0.5) * (yt %%%
                                                  PD %%% Pdir)
    s[2, 1] <- (-0.5) * sum(diag(PR)) + (0.5) * (yt %%%
                                                  PR %%% Pdir)
    Idev[1, 1] <- (0.5) * sum(diag(PD %%% PD))
    Idev[1, 2] <- (0.5) * sum(diag(PD %%% PR))
    Idev[2, 1] <- Idev[1, 2]
    Idev[2, 2] <- (0.5) * sum(diag(PR %%% PR))
    par.stim[1, 1] <- sigma2.u.stim.S[k]
    par.stim[2, 1] <- rho.stim.S[k]
    stime.fin <- par.stim + solve(Idev) %%% s
    if (stime.fin[2, 1] <= -1)
      stime.fin[2, 1] <- -0.999
    if (stime.fin[2, 1] >= 1)
      stime.fin[2, 1] <- 0.999
    sigma2.u.stim.S[k + 1] <- stime.fin[1, 1]
    rho.stim.S[k + 1] <- stime.fin[2, 1]
    diff.S <- max(abs(stime.fin - par.stim)/par.stim)
  }
} else {
  k <- 0
  diff.S <- PRECISION + 1
  while ((diff.S > PRECISION) & (k < MAXITER)) {
    k <- k + 1
    derSigma <- solve((I - rho.stim.S[k] * proxmatt) %%%
                      (I - rho.stim.S[k] * proxmat))
    derRho <- 2 * rho.stim.S[k] * proxmatt %%% proxmat -
              proxmat - proxmatt
    derVRho <- (-1) * sigma2.u.stim.S[k] * (derSigma %%%
                                             derRho %%% derSigma)
    V <- sigma2.u.stim.S[k] * derSigma + I * vardir
    Vi <- solve(V)

```



```

XtVi <- Xt %*% Vi
Q <- solve(XtVi %*% X)
P <- Vi - t(XtVi) %*% Q %*% XtVi
b.s <- Q %*% XtVi %*% y
PD <- P %*% derSigma
PR <- P %*% derVRho
Pdir <- P %*% y
ViD <- Vi %*% derSigma
ViR <- Vi %*% derVRho
s[1, 1] <- (-0.5) * sum(diag(ViD)) + (0.5) * (yt %*%
  PD %*% Pdir)
s[2, 1] <- (-0.5) * sum(diag(ViR)) + (0.5) * (yt %*%
  PR %*% Pdir)
Idev[1, 1] <- (0.5) * sum(diag(ViD %*% ViD))
Idev[1, 2] <- (0.5) * sum(diag(ViD %*% ViR))
Idev[2, 1] <- Idev[1, 2]
Idev[2, 2] <- (0.5) * sum(diag(ViR %*% ViR))
par.stim[1, 1] <- sigma2.u.stim.S[k]
par.stim[2, 1] <- rho.stim.S[k]
stime.fin <- par.stim + solve(Idev) %*% s
if (stime.fin[2, 1] <= -1)
  stime.fin[2, 1] <- -0.999
if (stime.fin[2, 1] >= 1)
  stime.fin[2, 1] <- 0.999
sigma2.u.stim.S[k + 1] <- stime.fin[1, 1]
rho.stim.S[k + 1] <- stime.fin[2, 1]
diff.S <- max(abs(stime.fin - par.stim)/par.stim)
}
}
if (rho.stim.S[k + 1] == -0.999)
  rho.stim.S[k + 1] <- -1
else if (rho.stim.S[k + 1] == 0.999)
  rho.stim.S[k + 1] <- 1
rho <- rho.stim.S[k + 1]
sigma2.u.stim.S[k + 1] <- max(sigma2.u.stim.S[k + 1], 0)
sigma2u <- sigma2.u.stim.S[k + 1]
result$fit$iterations <- k
if (k >= MAXITER && diff >= PRECISION) {
  result$fit$convergence <- FALSE
  return(result)
}
result$fit$refvar <- sigma2u
result$fit$spatialcorr <- rho
if (sigma2u < 0 || rho < (-1) || rho > 1) {
  print("eblupSFH: este mensaje no debe salir")
  return(result)
}
A <- solve((I - rho * proxmatt) %*% (I - rho * proxmat))
G <- sigma2u * A
V <- G + I * vardir
Vi <- solve(V)
XtVi <- Xt %*% Vi
Q <- solve(XtVi %*% X)
Bstim <- Q %*% XtVi %*% y
std.errorbeta <- sqrt(diag(Q))
tvalue <- Bstim/std.errorbeta
pvalue <- 2 * pnorm(abs(tvalue), lower.tail = FALSE)
coef <- data.frame(beta = Bstim, std.error = std.errorbeta,
  tvalue, pvalue)
xbeta <- X %*% Bstim
resid <- y - xbeta

```

```

    loglike <- (-0.5) * (m * log(2 * pi) + determinant(V,
logarithm = TRUE)$modulus +
    t(resid) %*% Vi %*% resid)
    AIC <- (-2) * loglike + 2 * (p + 2)
    BIC <- (-2) * loglike + (p + 2) * log(m)
    goodness <- c(loglike = loglike, AIC = AIC, BIC = BIC)
    res <- y - X %*% Bstim
    thetaSpat <- X %*% Bstim + G %*% Vi %*% res
    result$fit$estcoef <- coef
    result$fit$goodness <- goodness
    result$eblup <- thetaSpat
    return(result)
}
<environment: namespace:sae>

```

Lampiran 15. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Pertama

```
> library(nlme)
> library(MASS)
> library(sae)
> variabelSAR <- read.csv("G:/2014 - 2015 - feb
2016/New_Thesis/1a. Tesis Full/Pengolahan/variabelSAR.csv")
> View(variabelSAR)
> W <- read.csv("G:/2014 - 2015 - feb 2016/New_Thesis/1a. Tesis
Full/Pengolahan/WEIGHTS.csv", header=TRUE)
> View(W)
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X2+X3+X4+X5+X6+X7+X8+X9, Var, W,
method="REML", data=variabelSAR)

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 20

$fit$estcoef
      beta   std.error   tvalue   pvalue
(Intercept) 58.53571712 19.50045787  3.0017612 0.0026842268
X1           0.16288571  0.11522009  1.4136919 0.1574523825
X2          -0.66429874  1.10061870 -0.6035685 0.5461305860
X3           0.10023209  0.21252607  0.4716226 0.6371962235
X4           2.62928588  1.70823849  1.5391796 0.1237604502
X5           8.32179864  2.33433701  3.5649517 0.0003639232
X6          -0.07484036  0.15118630 -0.4950208 0.6205854722
X7          -0.07295108  0.09997224 -0.7297133 0.4655654198
X8          -0.18227218  0.17285488 -1.0544809 0.2916627821
X9           0.79010742  1.25411333  0.6300128 0.5286862257

$fit$refvar
[1] 137.4407

$fit$spatialcorr
[1] 0.6284127

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.0161  382.0321  403.7121
```

Lampiran 16. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Kedua

```
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X2+X4+X5+X6+X7+X8+X9, Var, W,
method="REML", data=variabelSAR)
> resultREML

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 20

$fit$estcoef
      beta  std.error  tvalue  pvalue
(Intercept) 62.20843174 17.71242896  3.5121344 0.0004445231
X1          0.15432673  0.11246785  1.3721853 0.1700057611
X2         -0.73190608  1.07690686 -0.6796373 0.4967341400
X4          2.58378273  1.68086336  1.5371760 0.1242502281
X5          7.93446012  2.15803485  3.6767062 0.0002362649
X6         -0.07203845  0.14906616 -0.4832650 0.6289076113
X7         -0.05672480  0.09279476 -0.6112932 0.5410054940
X8         -0.22580278  0.14415301 -1.5664104 0.1172525662
X9          0.65208256  1.20343692  0.5418502 0.5879216937

$fit$refvar
[1] 132.0268

$fit$spatialcorr
[1] 0.6374298

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.0102  380.0205  399.8938
```

Lampiran 17. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Ketiga

```
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X2+X4+X5+X7+X8+X9, Var, w,
method="REML", data=variabelSAR)
> resultREML

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 19

$fit$estcoef
      beta  std.error  tvalue  pvalue
(Intercept) 56.22391657 12.52630956  4.4884662 7.173782e-06
X1           0.15279659  0.11122669  1.3737403 1.695223e-01
X2          -0.76269377  1.06400685 -0.7168128 4.734896e-01
X4           2.75295295  1.62658198  1.6924772 9.055502e-02
X5           7.75770217  2.10655009  3.6826574 2.308153e-04
X7          -0.04233526  0.08689227 -0.4872155 6.261056e-01
X8          -0.22219155  0.14247265 -1.5595383 1.188690e-01
X9           0.60732411  1.18785864  0.5112764 6.091575e-01

$fit$refvar
[1] 128.1613

$fit$spatialcorr
[1] 0.6374365

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.0364  378.0728  396.1394
```

Lampiran 18. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Keempat

```
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X2+X4+X5+X8+X9, Var, w,
method="REML", data=variabelSAR)
> resultREML

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 19

$fit$estcoef
      beta std.error   tvalue    pvalue
(Intercept) 52.4266083 9.6191094  5.4502559 5.029738e-08
X1           0.1662612 0.1055616  1.5750159 1.152528e-01
X2          -0.7933336 1.0493044 -0.7560567 4.496152e-01
X4           2.5799381 1.5639393  1.6496409 9.901641e-02
X5           7.5792813 2.0489498  3.6991055 2.163607e-04
X8          -0.2219352 0.1407192 -1.5771489 1.147613e-01
X9           0.7652487 1.1245886  0.6804699 4.962070e-01

$fit$refvar
[1] 123.5787

$fit$spatialcorr
[1] 0.6489441

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.0842  376.1684  392.4284
```

Lampiran 19. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Kelima

```
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X2+X4+X5+X8, Var, w,
method="REML", data=variabelSAR)
> resultREML

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 19

$fit$estcoef
      beta std.error   tvalue    pvalue
(Intercept) 54.5344291 9.0786460  6.0068901 1.891156e-09
X1          0.1601680 0.1042314  1.5366573 1.243772e-01
X2         -0.6748854 1.0232949 -0.6595219 5.095607e-01
X4          2.6622700 1.5430728  1.7253042 8.447266e-02
X5          7.2448678 1.9692221  3.6790506 2.341038e-04
X8         -0.2015624 0.1361100 -1.4808789 1.386388e-01

$fit$refvar
[1] 119.9776

$fit$spatialcorr
[1] 0.6567299

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.2675  374.5350  388.9883
```

Lampiran 20. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur REML Tahap Keenam

```
> resultREML <- eblupSFH(Y ~ X1+X4+X5+X8, Var, w, method="REML",
data=variabelSAR)
> resultREML

$fit
$fit$method
[1] "REML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 19

$fit$estcoef
      beta std.error   tvalue    pvalue
(Intercept) 51.9445106 8.1271341  6.391492 1.642751e-10
X1           0.1537064 0.1030562  1.491481 1.358351e-01
X4           2.6446065 1.5338351  1.724179 8.467551e-02
X5           6.9679339 1.9136156  3.641240 2.713279e-04
X8          -0.1667468 0.1247848 -1.336274 1.814596e-01

$fit$refvar
[1] 117.8632

$fit$spatialcorr
[1] 0.6553595

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.4470  372.8941  385.5407
```


Lampiran 21. Output Estimasi Koefisien Regresi SEBLUP Prosedur ML

```
> resultML <- eblupSFH(Y ~ X1+X4+X5+X8, var, w, method="ML",
data=variabelSAR)
> resultML

$fit
$fit$method
[1] "ML"

$fit$convergence
[1] TRUE

$fit$iterations
[1] 13

$fit$estcoef
      beta  std.error   tvalue    pvalue
(Intercept) 51.8234612 7.57174608  6.844321 7.683941e-12
X1          0.1576211 0.09753351  1.616071 1.060790e-01
X4          2.6299943 1.45486440  1.807725 7.064936e-02
X5          6.9621493 1.82168949  3.821809 1.324763e-04
X8         -0.1653627 0.11810059 -1.400185 1.614579e-01

$fit$refvar
[1] 100.1149

$fit$spatialcorr
[1] 0.6482306

$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.2890  372.5781  385.2247
```

Lampiran 22. *Syntax* untuk Mendapatkan MSE Hasil Estimasi SEBLUP Prosedur ML dan REML

```
> library(sae)
> mseSFH
function (formula, vardir, proxmat, method = "REML", MAXITER =
100,
PRECISION = 1e-04, data)
{
  result <- list(est = NA, mse = NA)
  namevar <- deparse(substitute(vardir))
  if (!missing(data)) {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit,
data)
    X <- model.matrix(formula, data)
    vardir <- data[, namevar]
  }
  else {
    formuladata <- model.frame(formula, na.action = na.omit)
    X <- model.matrix(formula)
  }
  y <- formuladata[, 1]
  if (attr(attributes(formuladata)$terms, "response") == 1)
    textformula <- paste(formula[2], formula[1], formula[3])
  else textformula <- paste(formula[1], formula[2])
  if (length(na.action(formuladata)) > 0)
    stop("Argument formula=", textformula, " contains NA
values.")
  if (any(is.na(vardir)))
    stop("Argument vardir=", namevar, " contains NA values.")
  proxmatname <- deparse(substitute(proxmat))
  if (any(is.na(proxmat)))
    stop("Argument proxmat=", proxmatname, " contains NA
values.")
  if (!is.matrix(proxmat))
    proxmat <- as.matrix(proxmat)
  nformula <- nrow(X)
  nvardir <- length(vardir)
  nproxmat <- nrow(proxmat)
  if (nformula != nvardir | nformula != nproxmat)
    stop(" formula=", textformula, " [rows=", nformula,
"],\n", " vardir=", namevar, " [rows=", nvardir,
"] and \n", " proxmat=", proxmatname, " [rows=",
nproxmat, "]\n", " must be the same length.")
  if (nproxmat != ncol(proxmat))
    stop(" Argument proxmat=", proxmatname, " is not a square
matrix [rows=",
nproxmat, ",columns=", ncol(proxmat), "].")
  result$est <- eblupSFH(y ~ X - 1, vardir, proxmat, method,
MAXITER, PRECISION)
  if (result$est$fit$convergence == FALSE) {
    warning("The fitting method does not converge.\n")
    return(result)
  }
  A <- result$est$fit$refvar
```

```

rho <- result$est$fit$spatialcorr
m <- dim(X)[1]
p <- dim(X)[2]
g1d <- rep(0, m)
g2d <- rep(0, m)
g3d <- rep(0, m)
g4d <- rep(0, m)
mse2d.aux <- rep(0, m)
mse2d <- rep(0, m)
I <- diag(1, m)
Xt <- t(X)
proxmatt <- t(proxmat)
Ci <- solve((I - rho * proxmatt) %*% (I - rho * proxmat))
G <- A * Ci
V <- G + I * vardir
Vi <- solve(V)
XtVi <- Xt %*% Vi
Q <- solve(XtVi %*% X)
Ga <- G - G %*% Vi %*% G
Gb <- G %*% Vi %*% X
Xa <- matrix(0, 1, p)
for (i in 1:m) {
  g1d[i] <- Ga[i, i]
  Xa[1, ] <- X[i, ] - Gb[i, ]
  g2d[i] <- Xa %*% Q %*% t(Xa)
}
derRho <- 2 * rho * proxmatt %*% proxmat - proxmat - proxmatt
Amat <- (-1) * A * (Ci %*% derRho %*% Ci)
P <- Vi - t(XtVi) %*% Q %*% XtVi
PCi <- P %*% Ci
PAmat <- P %*% Amat
Idev <- matrix(0, 2, 2)
Idev[1, 1] <- (0.5) * sum(diag((PCi %*% PCi)))
Idev[1, 2] <- (0.5) * sum(diag((PCi %*% PAmat)))
Idev[2, 1] <- Idev[1, 2]
Idev[2, 2] <- (0.5) * sum(diag((PAmat %*% PAmat)))
Idevi <- solve(Idev)
vici <- Vi %*% Ci
ViAmat <- Vi %*% Amat
l1 <- vici - A * vici %*% vici
l1t <- t(l1)
l2 <- ViAmat - A * ViAmat %*% vici
l2t <- t(l2)
L <- matrix(0, 2, m)
for (i in 1:m) {
  L[1, ] <- l1t[i, ]
  L[2, ] <- l2t[i, ]
  g3d[i] <- sum(diag(L %*% V %*% t(L) %*% Idevi))
}
mse2d.aux <- g1d + g2d + 2 * g3d
psi <- diag(vardir, m)
D12aux <- (-1) * (Ci %*% derRho %*% Ci)
D22aux <- 2 * A * Ci %*% derRho %*% Ci %*% derRho %*% Ci -
  2 * A * Ci %*% proxmatt %*% proxmat %*% Ci
D <- (psi %*% Vi %*% D12aux %*% Vi %*% psi) * (Idevi[1, 2] +
  Idevi[2, 1]) + psi %*% Vi %*% D22aux %*% Vi %*% psi *

```

```

      Idevi[2, 2]
    for (i in 1:m) {
      g4d[i] <- (0.5) * D[i, i]
    }
    mse2d <- mse2d.aux - g4d
    if (method == "ML") {
      Qxtvi <- Q %%% Xtv
      vix <- vi %%% X
      h1 <- (-1) * sum(diag(Qxtvi %%% Ci %%% vix))
      h2 <- (-1) * sum(diag(Qxtvi %%% Amat %%% vix))
      h <- matrix(c(h1, h2), nrow = 2, ncol = 1)
      bML <- (Idevi %%% h)/2
      tbML <- t(bML)
      Gvi <- G %%% vi
      GviCi <- Gvi %%% Ci
      GviAmat <- Gvi %%% Amat
      vici <- vi %%% Ci
      dg1_dA <- Ci - 2 * GviCi + A * GviCi %%% vici
      dg1_dp <- Amat - 2 * GviAmat + A * GviAmat %%% vici
      gradg1d <- matrix(0, nrow = 2, ncol = 1)
      bMLgradg1 <- rep(0, m)
      for (i in 1:m) {
        gradg1d[1, 1] <- dg1_dA[i, i]
        gradg1d[2, 1] <- dg1_dp[i, i]
        bMLgradg1[i] <- tbML %%% gradg1d
      }
      mse2d <- mse2d - bMLgradg1
    }
    result$mse <- mse2d
    return(result)
  }
}
<environment: namespace:sae>

```

Lampiran 23. Output Hasil Penghitungan MSE, SEBLUP Prosedur REML dengan *Software R*

```
> resultmseREML <- mseSFH(Y ~ X1+X4+X5+X8, Var, w, method="REML",
data=variabelSAR)
> resultmseREML

$est$fit
$est$fit$method
[1] "REML"

$est$fit$convergence
[1] TRUE

$est$fit$iterations
[1] 19

$est$fit$estcoef
               beta std.error    tvalue      pvalue
X(Intercept) 51.9445106 8.1271341  6.391492 1.642751e-10
xx1           0.1537064 0.1030562  1.491481 1.358351e-01
xx4           2.6446065 1.5338351  1.724179 8.467551e-02
xx5           6.9679339 1.9136156  3.641240 2.713279e-04
xx8          -0.1667468 0.1247848 -1.336274 1.814596e-01

$est$fit$refvar
[1] 117.8632

$est$fit$spatialcorr
[1] 0.6553595

$est$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.4470  372.8941  385.5407

$mse
[1] 28.98837 39.35253 36.66150 34.98122 39.82369 31.91739
35.45946 22.14369
[9] 38.77141 37.00253 39.80441 37.02358 36.94794 32.94360
36.95724 32.22378
[17] 36.42240 38.29203 40.50843 38.42737 38.97678 39.91392
38.91698 37.81968
[25] 35.87910 38.04870 39.36918 42.38591 41.44842 36.96934
43.13521 32.37239
[33] 34.23084 37.31971 38.65628 29.93221 27.35945 32.74808
36.61777 39.19196
[41] 39.40326 41.23143 42.56411 34.61243 28.39412
```

Lampiran 24. Output Hasil Penghitungan MSE, SEBLUP Prosedur ML dengan *Software*

R

```
> resultmseML <- mseSFH(Y ~ X1+X4+X5+X8, Var, w, method="ML",
data=variabelSAR)
> resultmseML
$est$fit
$est$fit$method
[1] "ML"

$est$fit$convergence
[1] TRUE

$est$fit$iterations
[1] 13

$est$fit$estcoef
      beta std.error   tvalue    pvalue
x(Intercept) 51.8234612 7.57174608  6.844321 7.683941e-12
xx1           0.1576211 0.09753351  1.616071 1.060790e-01
xx4           2.6299943 1.45486440  1.807725 7.064936e-02
xx5           6.9621493 1.82168949  3.821809 1.324763e-04
xx8          -0.1653627 0.11810059 -1.400185 1.614579e-01

$est$fit$refvar
[1] 100.1149

$est$fit$spatialcorr
[1] 0.6482306

$est$fit$goodness
      loglike      AIC      BIC
-179.2890  372.5781  385.2247

$mse
[1] 29.40815 39.80650 37.10969 35.35953 40.44510 32.32413
35.90987 22.40718
[9] 39.47361 37.46208 40.24063 37.44273 37.68306 33.34030
37.40073 32.61593
[17] 36.81228 38.67647 41.00523 38.88832 39.38658 40.58692
39.40224 38.28705
[25] 36.36027 38.43132 39.74905 43.44834 42.07540 37.49576
43.74027 32.73898
[33] 34.61035 37.74136 39.07980 30.18853 27.77491 33.12225
36.96054 39.63958
[41] 40.06844 41.94885 43.13531 35.04096 28.72608
```

BIOGRAFI



Penulis dilahirkan di Kebumen, Jawa Tengah, pada tanggal 28 Februari 1985, merupakan anak pertama dari dua bersaudara, buah cinta dari pasangan Bapak Sujono dan Ibu Nuryati. Saat ini penulis sudah berkeluarga dengan istri bernama Suwarti, dan telah dikarunai seorang anak perempuan, Fulvya Nasywa Mauliatuzzahra.

Riwayat pendidikan penulis adalah SD Negeri II Padureso (1991-1997), SLTP Negeri 1 Prembun (1997-2000), SMU Negeri 1 Purworejo (2000-2003) dan Sekolah Tinggi Ilmu Statistik (STIS) Jakarta (2003-2007). Setelah menyelesaikan pendidikan di STIS, penulis ditugaskan bekerja di BPS Kabupaten Mamasa, Provinsi Sulawesi Barat, kemudian pada tahun 2011 penulis dimutasi ke BPS Kabupaten Mamuju. Pada tahun 2012 penulis dipercaya menjabat Kasie IPDS BPS Kabupaten Mamuju, dan pada tahun 2014 penulis memperoleh kesempatan dari BPS untuk melanjutkan studi S2 di Jurusan Statistika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam (FMIPA), Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya.

Surabaya, Januari 2016
Aan Setyawan

asetya@bps.go.id
annsz128@gmail.com

DAFTAR PUSTAKA

- Angeles, G., Guilkey, D. K., dan Mroz, T. A. (2005). The effects of education and family planning programs on fertility in Indonesia. *Economic Development and Cultural Change*, 54(1), 165-201.
- Anselin, L. (1992). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Arrosid, H. (2014). *Penerapan Metode Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (SEBLUP) pada Small Area Estimation untuk Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Kecamatan di Provinsi Sulawesi Utara*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- Aryanto, D. (2014). *Pendugaan Area Kecil terhadap Defisit Kesempatan Kerja Produktif pada Level Kecamatan di Provinsi Maluku dengan Pendekatan Empirical Bayes*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Best, N., Richardson, S., Clarke, P., dan Gómez-Rubio, V. (2008). A Comparison of model-based methods for Small Area Estimation.
- BPS (2014a). *Buku Pedoman Pencacah Pendataan Potensi Desa 2014*. Badan Pusat Statistik (BPS), Jakarta.
- BPS (2014b). *Buku Pedoman Pencacah Survei Sosial Ekonomi Nasional 2014*. Badan Pusat Statistik (BPS), Jakarta.
- Bukhari, A.S. (2015), *Pendugaan Area Kecil Komponen Indeks Pendidikan Dalam IPM di Kabupaten Indramayu dengan Metode Hierarchical Bayes Berbasis Spasial*, Tesis, Universitas Padjadjaran (UNPAD), Bandung.
- Castro, E. A., Zhang, Z., Bhattacharjee, A., Martins, J. M., dan Maiti, T. (2015). Regional fertility data analysis: A small area Bayesian approach. *Current Trends in Bayesian Methodology with Applications*, 203.
- Chandra, H., Salvati, N., dan Chambers, R. (2007). Small Area Estimation for Spatially Correlated Populations-A Comparison of Direct and Indirect Model-Based Methods. *Southampton Statistical Sciences Research Institute Methodology Working Paper*, 8, 887-906
- Chandra, H., Sud, U. C., dan Gupta, V. K. (2013). Small Area Estimation under Area Level Model Using R Software.
- Chani, M. I., Shahid, M., & Hassan, M. U. (2011). Some socio-economic determinants of fertility in Pakistan: an empirical analysis.

- Cicih, L.H.M. (2014). "Probabilitas Keinginan Menambah Anak Lagi (Hasil Analisis SDKI 2012)", *Seminar Ilmiah Nasional Kependudukan*, Universitas Padjadjaran.
- Cliff, A. D., dan Ord, J. K. (1981). *Spatial processes: models & applications* (Vol. 44). London: Pion.
- Coleman, D. A., dan Dubuc, S. (2010). The fertility of ethnic minorities in the UK, 1960s–2006. *Population Studies*, 64(1), 19-41.
- Cressie, N.A. (1993). *Statistics for Spatial Data*, John Wiley & Sons, Inc, New York.
- Dubuc, S. (2009). Application of the Own-Children Method for estimating fertility by ethnic and religious groups in the UK. *Journal of Population Research*, 26(3), 207-225.
- Fay, R. E., dan Herriot, R. A. (1979). Estimates of income for small places: an application of James-Stein procedures to census data. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366a), 269-277.
- Franck, R., & Galor, O. (2015). *Industrialization and the Fertility Decline* (No. 2015-6).
- Ghosh, M., dan Rao, J. N. K. (1994). Small area estimation: an appraisal. *Statistical science*, 55-76.
- Guo, Z., Wu, Z., Schimmele, C. M., dan Li, S. (2012). The effect of urbanization on China's fertility. *Population Research and Policy Review*, 31(3), 417-434.
- Harahap, F. R. (2013). Dampak urbanisasi bagi perkembangan kota di Indonesia. *Sosiologi, Jurnal Society1*(1).
- Harnomo, I.S. (2010). *Estimasi Angka Pengangguran Tingkat Desa dengan Pendekatan Small Area Estimation*, Tesis, Universitas Padjadjaran (UNPAD), Bandung.
- Harsanti, R. (2006). *Penerapan Metode Empirical Best Linear Unbiased Prediction pada Model Small Area Estimation dalam Pendugaan Tingkat Pengangguran di Kota Bogor*. Skripsi, Institut Pertanian Bogor (IPB), Bogor.
- Hasanudin, N. (2011). Pertimbangan Penting yang Mendasari Penggunaan Metode Small Area Estimation. *Prosiding Seminar Nasional Statistika 2011 Universitas Padjadjaran* (hal. 218-226). Bandung: UNPAD.
- Henderson, C. R. (1984). *Applications of Linear Models in Animal Breeding*. Canada: University of Guelph.
- Hidiroglou, M. (2007). Small-Area Estimation: Theory and Practice. In *Proceedings of the Survey Research Methods Section* (pp. 3445-3456).

- Kurnia, A. dan Notodiputro, K.A. (2006), “EB-EBLUP MSE Estimator on Small Area Estimation with Application to BPS Data”, *Development of Small Area Estimation and Its Application for BPS Data*, Batch IV, Institut Pertanian Bogor (IPB), Bogor.
- LeSage, J. P. (1999). The theory and practice of spatial econometrics. *University of Toledo. Toledo, Ohio*, 28, 33.
- Lee, J., dan Wong, D. W. (2001). *Statistical analysis with ArcView GIS*. John Wiley & Sons.
- Lesmana, C. (2010). *Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Fertilitas pada Wanita Pernah Kawin Berusia Subur di Kecamatan Tempeh Kabupaten Lumajang*, Universitas Negeri Malang.
- Longford, N.T. (2005). *Missing Data and Small Area Estimation: Modern Analytical Equipment for the Survey Statistician*. New York: Springer Science+Business Media, Inc.
- Malinda, Y. (2012). Hubungan Umur Kawin Pertama dan Penggunaan Kontrasepsi dengan Fertilitas Remaja Berstatus Kawin (Analisis Riskesdas 2010). *Jurnal Kesehatan Reproduksi*, 3(2 Ags), 69-81.
- Maloney, T. N., Hanson, H., dan Smith, K. R. (2014). Occupation and Fertility on the Frontier: Evidence from the State of Utah. *Demographic Research*, 30(29): 853-886.
- Mantra, I. B. (2000). *Demografi umum*. Pustaka Pelajar, Yogyakarta.
- Matualage, D. (2012). *Metode Prediksi Tak Bias Linier Terbaik Empiris Spasial pada Area Terkecil untuk Pendugaan Pengeluaran Per Kapita*, Tesis, Institut Pertanian Bogor (IPB), Bogor.
- Naz, G., Nilsen, Ø. A., dan Vagstad, S. (2002). Education and completed fertility in Norway. *Bergen: University Bergen*.
- Nuraeni, A. (2009), *Feed-Forward Neural Network untuk Small Area Estimation pada Kasus Kemiskinan*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- Omrani, H., Gerber, P., dan Bousch, P. (2009). Model-Based Small Area Estimation with application to unemployment estimates. *World Academy of Science, Engineering and Technology*, 49, 793-800.
- Pfeffermann, D. (2013). New important developments in small area estimation. *Statistical Science*, 28(1), 40-68.

- Poston Jr, D. L., Chang, C. F., dan Dan, H. (2006). Fertility differences between the majority and minority nationality groups in China. *Population Research and Policy Review*, 25(1), 67-101.
- Pratesi, M., dan Salvati, N. (2008). Small area estimation: the EBLUP estimator based on spatially correlated random area effects. *Statistical methods and applications*, 17(1), 113-141.
- Rahman, A. (2008). A review of small area estimation problems and methodological developments. *NATSEM-University of Canberra Discussion paper*, 66.
- Rao, J. N. K. (2003). *Small area estimation*. John Wiley & Sons, Inc.. New Jersey.
- Riyanto, A. (2009), *Faktor-Faktor Sosial Ekonomi yang Mempengaruhi Fertilitas di Provinsi Sulawesi Utara 2007*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya.
- Rueda, C., dan Rodríguez, P. (2010). State space models for estimating and forecasting fertility. *International Journal of Forecasting*, 26(4), 712-724.
- Rusmasari, A. (2011), *Pemodelan Regresi Spasial dengan Pendekatan Residual Bootstrap (Studi Kasus : Pemodelan Fertilitas di Provinsi Lampung)*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember, Surabaya.
- Saei, A., dan Chambers, R. (2003). Small area estimation: a review of methods based on the application of mixed models. *Southampton Statistical Sciences Research Institute, WP M*, 3.
- Salvati, N. (2004). Small Area Estimation by Spatial Models: The Spatial Empirical Best Linear Unbiased Prediction (spatial EBLUP). *Working Paper 2004/03. Firenze: Università degli Studi di Firenze*.
- Schmertmann, C. P., Cavenaghi, S. M., Assunção, R. M., dan Potter, J. E. (2013). Bayes plus Brass: Estimating total fertility for many small areas from sparse census data. *Population studies*, 67(3), 255-273.
- Schultz, T. P. (2005). Fertility and income. *Yale University Economic Growth Center Discussion Paper*, (925).
- Searle, S. R. (1979). Notes On Variance Component Estimation: A Detailed Account Of Maximum Likelihood And Kindred Methodology. Biometrics Unit, New York State College of Agriculture and Life Sciences, Cornell University, Ithaca, New York.
- Siddiqui, R. (1996). The Impact of Socio-Economic Factors on Fertility Behaviour: A Cross-country Analysis. *The Pakistan Development Review*, 107-128.

- Srivastava, A. K., Sud, U. C., dan Chandra, H. (2007). Small area estimation-An application to national sample survey data. *Journal of the Indian Society of Agricultural Statistics*, 61(2), 249-254.
- Sudibia, I. K., Rimbawan, I. N. D., Marhaeni, A. A. I. N., dan Rustariyuni, S. D., (2013). Studi Komparatif Fertilitas Penduduk antara Migran dan Nonmigran di Provinsi Bali, *Piramida*, 9(2).
- Ubaidillah, A. (2014), *Small Area Estimation dengan Pendekatan Hierarchical Bayesian Neural Network*, Tesis, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS), Surabaya.
- Wanamaker, M. H. (2012). Industrialization and fertility in the nineteenth century: evidence from South Carolina. *The Journal of Economic History*, 72(01), 168-196.
- Zanin, L., Radice, R., dan Marra, G. (2015). Modelling the impact of women's education on fertility in Malawi. *Journal of Population Economics*, 28(1), 89-111.

(Halaman ini sengaja dikosongkan)